



Universidad Autónoma de Querétaro
Facultad de Informática

Entorno de Aprendizaje Adaptativo Inteligente para mejorar el
aprovechamiento escolar de los alumnos de Ingeniería en
Computación en la Universidad del Istmo

Tesis

Que como parte de los requisitos
para obtener el Grado de

Doctor en Innovación en Tecnología Educativa

Presenta

Ernesto Cortés Pérez

Dirigido por:

Dr. Luis Alan Acuña Gamboa

Co-Director:

Dr. Eduardo Martínez Mendoza

Querétaro, Qro. a 12 de septiembre de 2023



Dirección General de Bibliotecas y Servicios Digitales
de Información



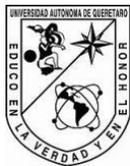
Entorno de Aprendizaje Adaptativo Inteligente para
mejorar el aprovechamiento escolar de los alumnos
de Ingeniería en Computación en la Universidad del
Istmo

por

Ernesto Cortés Pérez

se distribuye bajo una [Licencia Creative Commons
Atribución-NoComercial-SinDerivadas 4.0
Internacional](#).

Clave RI: IFDCC-300563



Universidad Autónoma de Querétaro

Facultad de Informática

Doctorado en Innovación en Tecnología Educativa

Entorno de Aprendizaje Adaptativo Inteligente para mejorar el aprovechamiento escolar de los alumnos de Ingeniería en Computación en la Universidad del Istmo

Tesis

Que como parte de los requisitos para obtener el Grado
Doctor en Innovación en Tecnología Educativa

Presenta

Ernesto Cortés Pérez

Dirigido por:

Dr. Luis Alan Acuña Gamboa

Co-dirigido por:

Dr. Eduardo Martínez Mendoza

Dr. Luis Alan Acuña Gamboa

Presidente

Dr. Eduardo Martínez Mendoza

Secretario

Ricardo Chaparro Sánchez

Vocal

Dra. Ma. Teresa García Ramírez

Suplente

Dra. Rocío Edith López Martínez

Suplente

Centro Universitario, Querétaro, Qro.

Septiembre 2023

México

Dedicatorias.

Para mi madre, por su apoyo incondicional y amor cuando más lo necesite.

También se la dedico a mi abuela, desde el cielo me daba fuerzas para continuar.

A todos los que me apoyaron para escribir y concluir esta tesis.

Para ellos es esta dedicatoria de tesis, pues es a ellos a quienes se las debo por su apoyo incondicional.

Agradecimientos.

Agradezco a el CONACYT por el apoyo económico brindado durante la realización de este proyecto de tesis doctoral. Agradezco al UAQ, esta institución de enorme calidad, que me brindó todo el apoyo durante la elaboración de mi trabajo. A mis sinodales quienes estudiaron mi tesis y la aprobaron.

Índice

Dedicatorias.....	III
Agradecimientos.....	IV
Índice de tablas.....	VII
Índice de Figuras.....	IX
Abreviaturas y siglas.....	XII
Resumen.....	XIII
Abstract.....	XIV
Keywords.....	XIV
Desglose de contenido.....	XV
1 INTRODUCCIÓN.....	1
1.1 Descripción del problema.....	1
1.2 Pregunta principal de investigación.....	3
1.3 Preguntas de investigación.....	3
1.4 Justificación.....	3
2. ANTECEDENTES.....	6
3. FUNDAMENTACIÓN TEÓRICA.....	9
3.1 SUPUESTOS DE LA INVESTIGACIÓN.....	11
3.2 OBJETIVOS.....	11
3.3 Objetivo principal.....	11
3.4 Objetivos específicos.....	11
4. METODOLOGÍA.....	13
4.1 Análisis cualitativo (teoría fundamentada).....	14
4.1.1 Elementos del proceso educativo que mudaron a la modalidad virtual.....	22
4.1.2 Afectividad y cognición, relación con el aprovechamiento académico de los estudiantes de nivel superior.....	29
4.1.3 Análisis exploratorio de datos obtenidos por los instrumentos.....	54
4.1.4 Resultados del análisis cualitativo.....	82
4.2 Análisis cuantitativo: Desarrollo de un entorno de Aprendizaje Adaptativo Inteligente (EAAI) basado en una plataforma de software tecno-pedagógica.....	92
4.2.1 Arquitectura de la plataforma EAAI.....	93
4.2.2 Incremento 1.....	94
4.2.3 Identificación del aspecto cognitivo al grupo piloto por el instrumento de Felder y Silverman.....	103
4.2.4 Especificación de la relación del aspecto cognitivo con la taxonomía de Bloom ...	105

4.2.5	Incremento 2	116
5.	Resultados del análisis cuantitativo	125
5.1.1	Resultados obtenidos en la ruta de aprendizaje adaptativo individual y grupal (selección de unidades por estudiante)	126
5.1.2	Resultados en las actividades de aprendizaje cognitivas realizadas por los estudiantes	127
5.1.3	Resultados de la evolución en el avance de actividades de aprendizaje relacionadas con el estado de ánimo	131
5.1.4	Resultados de la evolución del porcentaje de avance en actividades de aprendizaje 136	
5.1.5	Resultados de la evolución en el aprovechamiento académico (calificaciones)	139
5.1.6	Relación avance en las actividades de aprendizaje / calificación	142
5.1.7	Curva de aprendizaje	143
5.1.8	Comparación de resultados obtenidos en la plataforma EAAI con semestres anteriores	144
6.	Conclusiones y discusión	147
6.1	Discusión del análisis cualitativo	152
6.2	Conclusión del análisis cualitativo	157
6.3	Plataforma EAAI	159
6.4	Conclusiones sobre la plataforma EAAI	161
7.	Referencias	164
8.	Anexos	172
8.1	Anexo 1. Autorización para implementación de proyecto	172
8.2	Anexo 2. Dictaminación favorable por el experto 1	173
8.3	Anexo 3. Dictaminación favorable de los instrumentos por el experto 2	174

Índice de tablas.

Tabla 1. Categorías de análisis del instrumento EAAIENS	21
Tabla 2. Formato para el registro de datos de las preguntas abiertas	22
Tabla 3. Probabilidades de pertenencia correspondientes a la clasificación de la figura 16	40
Tabla 4. Categorías de análisis de la encuesta	57
Tabla 5. Preguntas del instrumento ESCELOC.....	57
Tabla 6. Palabras con mayor frecuencia	59
Tabla 7. Cálculos estadísticos de los datos obtenidos por nube de palabras.....	59
Tabla 8. Concentrado de resultados en bi-gramas hasta penta-gramas	65
Tabla 9. Palabras con mayor frecuencia de las preguntas 1 y 2.....	66
Tabla 10. Estadística descriptiva del ítem de control 1.1.	69
Tabla 11. Valores estadísticos de la categoría de análisis del ítem de control 2.1	71
Tabla 12. Valores estadísticos de la categoría de análisis “Percepción”.	72
Tabla 13. Valores estadísticos de la categoría de análisis “NTIC”.	73
Tabla 14. Valores estadísticos de la categoría de análisis “Contraste”.....	74
Tabla 15. Valores estadísticos de la categoría de análisis “Contraste”.....	75
Tabla 16. Valores estadísticos de la categoría de análisis “Simulación”.....	76
Tabla 17. Valores estadísticos de la categoría de análisis “Aprendizaje Adaptativo e Inteligencia Artificial”.....	77
Tabla 18. Total de unidades de análisis	83
Tabla 19. Ejemplo de 10 unidades de análisis	84
Tabla 20. Categorización abierta.....	85
Tabla 21. Unidades de análisis con categoría	86
Tabla 22. Categorías con mayor frecuencia de mención.	87
Tabla 23. Codificación de categorías emergentes.	90
Tabla 24. Resultados de la aplicación del Instrumento de Felder-Silverman.....	103
Tabla 25. Niveles de abstracción en las actividades de la Taxonomía de Bloom.....	105
Tabla 26. Taxonomía de Bloom para la era digital propuesta por Churches (2009).....	106
Tabla 27. Dimensiones en los estilos de aprendizaje de Felder – Silverman	108
Tabla 28. Relación entre la taxonomía digital de Bloom y las dimensiones de Felder-Silverman .	109
Tabla 29. Tabla simplificada de relación entre la taxonomía digital de Bloom y las dimensiones de Felder-Silverman.....	109
Tabla 30 Tabla simplificada de las actividades de aprendizaje de la dimensión “Visual”.	110
Tabla 31 Tabla simplificada de las actividades de aprendizaje de la dimensión “Sensitiva”	110
Tabla 32. Tabla simplificada de las actividades de aprendizaje de la dimensión “Sensitiva”	114

Tabla 33. Actividades de aprendizaje en el primer nivel de Bloom (Conocimiento) de la unidad “Introducción”	117
Tabla 34. Actividades de aprendizaje en el primer nivel de Bloom (Conocimiento) de la unidad “Sistemas Expertos”	119
Tabla 35. Actividades de aprendizaje en el primer nivel de Bloom (Conocimiento) de la unidad “Algoritmos Genéticos”	120
Tabla 36. Actividades de aprendizaje en el primer nivel de Bloom (Conocimiento) de la unidad “Redes Neuronales”	121
Tabla 37. Actividades de aprendizaje en el primer nivel de Bloom (Conocimiento) de la unidad “Lógica Difusa”	122
Tabla 38. Valores estadísticos de las actividades de aprendizaje de la figura 56.	130
Tabla 39. Evolución en el aspecto afectivo por los estudiantes en la asignatura IA.	132
Tabla 40. Análisis estadístico de las frecuencias de ocurrencia en los estados de ánimo.	135
Tabla 41. Cálculo de la calificación por evaluación basada en nivel de abstracción de cada actividad.	140
Tabla 42. Media de las calificaciones de los alumnos en las tres evaluaciones.	141
Tabla 43. Medias de la calificación desde 2015 hasta 2022 de la asignatura IA.	144

Índice de Figuras.

Figura 1. Diseño metodológico del análisis cualitativo.	13
Figura 2. Diseño metodológico del análisis cuantitativo.	14
Figura 3. Elementos del proceso enseñanza y aprendizaje en el modelo presencial.	23
Figura 4. Competencias del docente en el modelo enseñanza y aprendizaje presencial.....	24
Figura 5. Competencias del docente en el modelo de enseñanza en línea.	25
Figura 6. Características, ventajas y desventajas de la modalidad de enseñanza presencial y en línea.....	27
Figura 7. Elementos comunes de las modalidades de enseñanza y aprendizaje presencial / línea.	28
Figura 8. Expresiones faciales consideradas para la clasificación con Deep Learning	33
Figura 9. Arquitectura de la red neuronal convolucional de aprendizaje profundo AlexNet.....	33
Figura 10. Esquema del proceso de Convolución en Aprendizaje Profundo.	34
Figura 11. Arquitectura completa de la Red Neuronal.....	34
Figura 12. Base de datos para reconocer expresiones faciales con DL.	35
Figura 13. Desempeño de AlexNet en el reconocimiento del aspecto afectivo	37
Figura 14. Matriz de confusión de conjunto de datos de entrenamiento	38
Figura 15. Matriz de confusión de conjunto de datos de validación	38
Figura 16. Resultados en la clasificación de la expresión “Sorpresa”	39
Figura 17. Prueba en el desempeño de AlexNet con 16 estudiantes	40
Figura 18. Niveles de abstracción en taxonomía de Bloom	54
Figura 19. Participación por semestre de la población de la comunidad estudiantil de la Unistmo .	56
Figura 20. Nube con las palabras con mayor frecuencia de los instrumentos EAAIENS y ESCELOC.	58
Figura 21. Histograma de las palabras que aparecen con mayor frecuencia	58
Figura 22. Nube de bi-gramas más frecuentes.....	61
Figura 23. Nube de tri-gramas más frecuentes.	62
Figura 24 Nube de tetra-gramas más frecuentes	63
Figura 25. Nube de penta-gramas más frecuentes.	64
Figura 26. Redes de coocurrencia resultantes	66
Figura 27. Nube de palabras del ítem de control 1.1.....	69
Figura 28. Resultados en la categoría de análisis “Aprovechamiento Académico”	70
Figura 29. Nube de palabras la categoría “Aspectos que generan confianza al estudiante en clases en línea”.	71
Figura 30. Nube de palabras la categoría “Percepción”.	72
Figura 31. Nube de palabras la categoría “NTIC”.	73

Figura 32. Nube de palabras la categoría “Contraste”.	74
Figura 33. Nube de palabras la categoría “Pandemia Covid-19”.	75
Figura 34. Nube de palabras la categoría “Simulación”	76
Figura 35. Nube de palabras la categoría “Aprendizaje Adaptativo e Inteligencia Artificial”.	77
Figura 36. Fases del análisis cualitativo.	83
Figura 37. Categorías emergentes.	90
Figura 38. Categoría central y categorías relacionadas con el tema central.	91
Figura 39. Arquitectura de la plataforma EAAI	93
Figura 40. Metodología incremental para el desarrollo de la plataforma EAAI.	94
Figura 41. Plan de estudios de la carrera de Ingeniería en Computación de la Unistmo.	96
Figura 42. Pantalla de bienvenida a la plataforma EAAI.	97
Figura 43. Pantalla que permite al usuario capturar su nombre y seleccionar su perfil cognitivo....	98
Figura 44. Menú emergente que permite seleccionar cada uno de los bloques temáticos y visualizar el contenido	99
Figura 45. Ventana emergente que muestra los datos del estudiante.	99
Figura 46. Los bloques temáticos que componen la asignatura “Inteligencia Artificial”.	100
Figura 47. Calificaciones de las actividades de la unidad “Introducción”.	101
Figura 48. Ruta de actividades para un estudiante con perfil visual.	102
Figura 49. Fechas de evaluación del parcial 1.	103
Figura 50. Resultados de la aplicación de Instrumento de Felder-Silverman.	104
Figura 51. Esquema general de las unidades de la asignatura IA con sus respectivas actividades	111
Figura 52. Esquema general del funcionamiento de un Programa Genético	112
Figura 53. Representación de una solución en forma de árbol binario relacionada con la tabla 6.34	114
Figura 54. Ruta de aprendizaje elegida por los estudiantes A1 – A5 en la asignatura Inteligencia Artificial.	126
Figura 55. Rutas de aprendizaje en cada una de las unidades de la asignatura IA.	128
Figura 56. Total de actividades cognitivas de aprendizaje por nivel	130
Figura 57. Estados de ánimo en cada uno de los niveles de abstracción.	134
Figura 58. Frecuencias de los estados de ánimo global durante todo el curso.	135
Figura 59. Avances en la “Evaluación 1” (semana 1 - 5) por los estudiantes de la asignatura IA.	136
Figura 60. Avances en la “Evaluación 2” (semana 6 - 11) por los estudiantes de la asignatura IA	137
Figura 61. Avances en la “Evaluación 3” (semana 12 - 16) por los estudiantes de la asignatura IA.	137
Figura 62. Concentrado de la evolución de avances en las evaluaciones 1, 2 y 3 (semanas 1 - 16).	138

Figura 63. Coeficiente de Pearson en la evolución de avances en las actividades de aprendizaje.	139
Figura 64. Calificaciones de los alumnos en las tres evaluaciones.....	141
Figura 65. Relación avance en aprendizaje / calificación.....	142
Figura 66. Curvas de aprendizaje y valor medio entre aprendizaje adaptativo y aprendizaje tradicional.....	143
Figura 67. Resultados en la calificación media desde 2015 a 2022 en la asignatura IA.	145

Abreviaturas y siglas.

AA: Aprendizaje Adaptativo
AAf: Aspecto Afectivo
AAI: Aprendizaje Adaptativo Inteligente
AC: Aspecto Cognitivo
AG: Algoritmo Genético
AIAEEA: Apoyo de Inteligencia Artificial en Estrategias de Enseñanza y Aprendizaje
CPL: Contenido Pedagógico en Línea
DL: Deep Learning
EAAI: Entorno de Aprendizaje Adaptativo Inteligente
EAAIENS: Encuesta sobre Aprendizaje Adaptativo Inteligente en Nivel Superior
EML: Elementos del Modelo en Línea
ESCELOC: Evaluación Sobre Curso de Emergencia en Línea
IA: inteligencia Artificial
LD: Lógica Difusa
LDA: Latent Dirichlet Asignation
MATLAB: Matrix Laboratory
MEAFS: Modelo de Estilos de Aprendizaje de Felder Silverman
ML: Machine Learning.
NTIC: Nuevas Tecnologías de la Información y Comunicación
PG: Programa Genético
RAP: Ritmo de Aprendizaje Personalizado
ReLU: Rectified Linear Unit
RN: Redes Neuronales Artificiales
RNA: Redes Neuronales Artificiales
RNAP: Redes Neuronales Artificiales de Aprendizaje Profundo
SE: Sistema Experto
SUNEO: Sistema de Universidades Estatales de Oaxaca
TIC: Tecnologías de la Información y Comunicación

Resumen

La presente tesis doctoral, aborda como tema principal el desarrollo de un entorno de Aprendizaje Adaptativo Inteligente basado en una plataforma de software tecno-pedagógica, esto para solucionar la problemática que enfrentan los estudiantes de la Universidad del Istmo relacionada a la disminución del aprovechamiento académico ocasionado por migración al modelo de educación en línea debido a la pandemia Covid-19. Esta situación generó la necesidad de la creación de propuestas educativas innovadoras acordes a las necesidades de los nativos digitales. Este estudio está constituido por una metodología mixta.

Primero, un análisis cualitativo de tipo teoría fundamentada analiza las experiencias de estudiantes de educación superior en la migración de la educación presencial a la educación virtual en el contexto de la COVID-19. Para llevar a cabo el análisis, se recopilaron experiencias de alumnos del programa educativo de Ingeniería en Computación de la Universidad del Istmo, campus Tehuantepec, Oaxaca, en los meses de marzo-julio de 2021. El análisis se realizó empleando herramientas de minería de texto, iniciando con exploración de los datos a través de nubes de palabras, bi-gramas hasta penta-gramas, redes de coocurrencia e ítems de control. En esta etapa los resultados permitieron concluir que el profesor tuvo el rol central, y resaltaron conceptos como: Aspecto Afectivo; Aspecto Cognitivo; Contenido Pedagógico en Línea; Ritmo de Aprendizaje Personalizado; y, Apoyo de Nuevas Tecnologías como la Inteligencia Artificial en la Educación.

Para el análisis cuantitativo se desarrolló una plataforma de software que implementa Aprendizaje Adaptativo Inteligente, para iniciar una sesión, primero se identifica el perfil cognitivo del estudiante con el instrumento de Felder y Silverman, una vez identificado dicho perfil, un algoritmo bio-inspirado genera de forma automática un conjunto de actividades de aprendizaje basadas en la taxonomía de Bloom. Una vez que el estudiante inicia la sesión, una Red Neuronal de Aprendizaje Profundo reconoce los estados emocionales que presentan los estudiantes al abordar las actividades de aprendizaje y con ello examinar como aprenden los estudiantes en un contexto individual, y también conocer la eficiencia del sistema propuesto. Los resultados en esta etapa mostraron una importante relación entre estado emocional/calificación la cual hace referencia a que estados de ánimo como sorpresa y miedo generan tendencia a obtener buenas calificaciones, ya que se obtuvo un incremento en la media de 6.8 a 9.7, estos resultados se compararon con los de semestres anteriores sin el uso de este ambiente de aprendizaje incluyendo la época de pandemia.

Palabras clave. Innovación educativa, Aprendizaje Adaptativo Inteligente, Aprendizaje Profundo, Algoritmo Bio-inspirado, Inteligencia Artificial.

Abstract

This doctoral thesis addresses as the main topic the development of an Intelligent Adaptive Learning environment based on a techno-pedagogical software platform, this to solve the problems faced by the students of the Universidad del Istmo related to the decrease in academic achievement caused due to migration to the online education model due to the Covid-19 pandemic. This situation generated the need to create innovative educational proposals according to the needs of digital natives. This study is constituted by a mixed methodology.

First, a qualitative analysis of the grounded theory type analyzes the experiences of higher education students in the migration from face-to-face to virtual education in the context of COVID-19. To carry out the analysis, experiences of students of the Computer Engineering educational program of the Universidad del Istmo, Tehuantepec campus, Oaxaca, were collected in the months of March-July 2021. The analysis was carried out using text mining tools, beginning with the exploration of the data through word clouds, bi-grams to penta-grams, co-occurrence networks and control items. At this stage, the results allowed us to conclude that the teacher had the central role, and highlighted concepts such as: Affective Aspect; Cognitive aspect; Online Pedagogical Content; Personalized Learning Pace; and, Support of New Technologies such as Artificial Intelligence in Education.

For the quantitative analysis, a software platform that implements Intelligent Adaptive Learning was developed. To start a session, the student's cognitive profile is first identified with the Felder and Silverman instrument. Once said profile is identified, a bio-inspired algorithm generates automatically a set of learning activities based on Bloom's taxonomy. Once the student starts the session, a Deep Learning Neural Network recognizes the emotional states that students present when approaching learning activities and thereby examine how students learn in an individual context, and also know the efficiency of the proposed system. The results at this stage showed an important relationship between emotional state/rating, which refers to the fact that moods such as surprise and fear generate a tendency to obtain good grades, since an increase in the average from 6.8 to 9.7 was obtained, these results they were compared with those of previous semesters without the use of this learning environment, including the pandemic period.

Keywords. Educational Innovation, Intelligent Adaptive Learning, Deep Learning, Bio-inspired Algorithm, Artificial Intelligence.

Desglose de contenido

La presente tesis está organizada por secciones, la primera se enfoca en la introducción, descripción del problema, la pregunta de investigación y justificación, la segunda sección aborda los antecedentes, la tercera sección está relacionada con el fundamento teórico, supuestos de investigación, objetivos principal y específicos, la cuarta sección aborda la metodología mixta, primero un análisis cualitativo de tipo teoría fundamentada que evidencia la necesidad de inclusión de nuevas herramientas en el sector educativo de nivel superior, en esta misma etapa se mencionan los resultados de la teoría fundamentada. Después, un análisis cuantitativo desarrolla una plataforma de software basada en un entorno de aprendizaje adaptativo inteligente para mejorar el aprovechamiento de alumnos de la Universidad del Istmo, la quinta sección se muestran los resultados de la plataforma de software propuesta. En la sexta sección se presentan las conclusiones y discusión. Finalmente, las secciones séptima y octava están constituidas por las referencias y anexos, respectivamente.

1 INTRODUCCIÓN

La pandemia Covid-19 ha ocasionado efectos adversos en la educación y en la vida de la población mundial (CEPAL-UNESCO, 2020). Una de las primeras medidas para mitigar su avance fue el cierre de los centros escolares en todos los niveles educativos del país (Alcántara, 2020; Barrón, 2020). Ante esta situación, los sistemas educativos han recurrido a medios digitales para continuar con sus actividades laborales, se comenzó la capacitación de profesores y alumnos para transitar hacia modalidades de educación a distancia (Reimers y Schleicher, 2020). Las Instituciones de Educación Superior (IES) tendrán problemas para elaborar con rapidez programas de educación a distancia de calidad (Alcántara, 2020). Las instituciones y sus directivos tienen que desarrollar soluciones innovadoras para optimizar el aprendizaje a distancia de los estudiantes. Ante este panorama, la presente tesis propone una plataforma tecno-pedagógica basada en Aprendizaje Adaptativo Inteligente.

El aprendizaje adaptativo inteligente (AAI) es una de las tendencias educativas en la actualidad (Brown et al., 2020), el cual hace referencia a un proceso de automático de personalización de contenido, acorde a los intereses y necesidades personales del estudiante. Para esto, se obtiene el aspecto cognitivo del estudiante mediante el perfil Felder y Silverman, y el aspecto afectivo mediante una red neuronal de aprendizaje profundo.

1.1 Descripción del problema

La pandemia por la Covid-19 que inició en noviembre de 2019 (Wu et al., 2020), evidenció la vulnerabilidad del esquema educativo tradicional (García-Peñalvo et al., 2020; Khan y Jawaid, 2020; Ramírez, 2020), el cual no estaba preparado para enfrentar este reto. México, como todos los países del mundo, no está exento a los efectos negativos que conlleva la pandemia. De acuerdo al comunicado del

Secretario de Educación Pública, ([DOF], 2020), donde se indica que la suspensión de clases en todos los niveles inicia el 23 de marzo del mismo año, la universidad del Istmo de Oaxaca, comenzó a coordinar el inicio del semestre marzo 2019 – junio 2020B en línea, donde los procesos de enseñanza y aprendizaje se realizaban desde el modelo 100% presencial. Al no existir un plan de continuidad académica ante cualquier contingencia, la Unistmo tendría que improvisar un semestre en línea sin un plan pedagógico previo.

El problema principal que aborda el presente estudio, es la disminución de las calificaciones de los estudiantes en la migración a la modalidad de estudio virtual ocasionado por la Covid-19. De acuerdo con estadísticas obtenidas desde octubre de 2016 hasta febrero de 2020 (antes de la pandemia), la media de las calificaciones de los estudiantes de la licenciatura en ingeniería en computación de la Unistmo, en los últimos 4 años (oct 2016 - feb 2020) fue de: 6.5. A finales del mismo semestre, y de acuerdo a las estadísticas obtenidas de dicho semestre, el promedio de las calificaciones de los estudiantes fue de 6.1, es decir, disminuyó cuatro décimas debajo de la media de los últimos 4 años.

Por otra parte, la disminución en la plantilla de alumnos inscritos en la licenciatura en ingeniería en computación de la Unistmo, también fue una consecuencia evidente al migrar al modelo de enseñanza-aprendizaje en línea. De acuerdo con registros de la jefatura de Ingeniería en Computación de la Unistmo, en el ciclo escolar octubre 2019 - febrero 2020 (antes de la pandemia), la licenciatura en Ingeniería en Computación desde primero hasta noveno semestre estuvo integrada por 45 estudiantes inscritos. Para el siguiente semestre, marzo 2020 - junio 2020 (en línea), la plantilla de estudiantes fue de 41, es decir cuatro alumnos menos que el semestre anterior. Pero la evidencia más clara, fue al finalizar el semestre en línea, ya que la plantilla de estudiantes fue de 36, esto es, una disminución del 22%. Estos datos significan una afectación al proceso de aprendizaje, quedando así inconcluso para algunos, o avanzando a un paso más lento para otros, lo cual genera que los estudiantes tengan un menor

aprovechamiento escolar o alcancen en promedio menos habilidades al finalizar sus estudios.

1.2 Pregunta principal de investigación

En tiempos de confinamiento educativo, ¿Un entorno de Aprendizaje Adaptativo Inteligente, a través de una plataforma de software tecno-pedagógica, mejorará el aprovechamiento escolar de los alumnos de Ingeniería en Computación en la Universidad del Istmo?

1.3 Preguntas de investigación

- ¿Cuáles son los elementos del proceso de enseñanza y aprendizaje bajo el modelo educativo presencial que mudaron a la nueva modalidad virtual por el confinamiento ocasionado por la Covid-19?
- ¿Cuáles son los aspectos afectivos y cognitivos en relación con la influencia que estos representan en el aprovechamiento de los estudiantes de la licenciatura en ingeniería en computación de la Unistmo?
- ¿Cuáles son los estilos de aprendizaje de los estudiantes de la licenciatura en ingeniería en computación de la Unistmo que se obtienen a través del modelo *Felder-Silverman*?

1.4 Justificación

Según reportes de la UNESCO (lesalc-unesco, 2020), hasta el 30 de marzo de 2020, 166 países habían cerrado sus escuelas y universidades. A escala mundial, 87 por ciento de la población estudiantil se vio afectada por estas medidas; es decir, un aproximado de 1,520 millones de alumnos. Además, en todo el mundo, alrededor

de 63 millones de maestros dejaron de laborar en las aulas. En México, como en otros países, la contingencia de la Covid-19 evidenció las desigualdades de educación. La nueva oferta virtual de enseñanza enfrenta serias limitaciones relacionadas a la equidad del modelo. Dichas limitaciones, están relacionadas a características tales como: la clase social, la raza, la etnia, el género y la ubicación geográfica (Lloyd, 2020). Estas características juntas forman la llamada *brecha digital*, término que fue acuñado por el departamento de comercio en Estados Unidos en los años noventa, para referirse a la desigualdad de acceso a las TIC. Según (INEGI, 2019) existen fuertes desigualdades en los estados del norte y del sur, en estados como Coahuila y Sonora, más del 80% de la población tiene acceso a internet, mientras que en Guerrero, Oaxaca y Chiapas, solo el 50%.

En este mismo contexto, (Mérida Martínez y Acuña Gamboa, 2020) evidencian los obstáculos regionales (en términos de pobreza, acceso a bienes y rezago educativo) que impiden un desempeño óptimo de los programas “Aprende en Casa” y “Mi Escuela en Casa” en el estado de Chiapas. La pandemia ha marcado las brechas en las desigualdades educativas, el reto se encamina hacia la educación a distancia. En el censo de 2019, se hace referencia a la disponibilidad de las TIC en los hogares de todo México, 92.5% tienen televisión, 44.3% tienen computadora, el 56.4% de los hogares cuenta con conexión a internet, y el 44.6% de los usuarios de la computadora la usan como herramienta de apoyo escolar (INEGI, 2019). Oaxaca, es uno de los estados donde la brecha digital es más evidente, el 70% de los habitantes del estado no cuentan con acceso a internet en sus hogares (INEGI, 2019). La situación en el Istmo de Tehuantepec, no es diferente.

Esta región se integra por 4 zonas: Tehuantepec en Oaxaca, Acayucan, Coatzacoalcos, y Minatitlán en Veracruz. En la región del Istmo de Tehuantepec se encuentra ubicada la Universidad del Istmo (Unistmo). La finalidad del presente estudio es, conocer las repercusiones en la migración de las prácticas presenciales a la modalidad en línea por parte de los docentes y estudiantes de la Unistmo, así como también los beneficios, retos, y limitantes. Los beneficiarios directos con el

aporte teórico y práctico, son la plantilla docente de la Unistmo, ya que con el presente estudio se busca emprender actividades basadas en Aprendizaje Adaptativo Inteligente que coadyuve a soslayar el impacto negativo de la migración a la modalidad de actividades profesionales en línea, ocasionada por la Covid-19. La comunidad estudiantil es el beneficiario indirecto, ya que el presente estudio propone una estrategia de aprendizaje adaptada inteligente que fomenta la autonomía y motivación de los mismos, adaptando los contenidos de aprendizaje en línea a su propio ritmo.

El aporte al campo teórico en innovación en tecnología educativa es, el estudio cualitativo que explica la naturaleza del fenómeno migratorio de la modalidad de enseñanza presencial a la modalidad en línea por parte de docentes y estudiantes de la Unistmo, dicha migración ocasionada por la Covid-19. Así mismo se describe el ambiente detallado de los individuos que intervienen en el entorno, tomando en cuenta los retos a los cuales se enfrentan los estudiantes y docentes inmersos en este fenómeno, también se identifican aspectos positivos y negativos. El aporte práctico, es la propuesta en la redefinición de los procesos enseñanza y aprendizaje en línea en la educación superior, esto, basado en un plan de acción Adaptado Inteligente que le proporciona al docente las herramientas, métodos y materiales que le permiten ofrecer al estudiante diferentes rutas de aprendizaje, con el objetivo de mejorar la calidad en el desempeño de los alumnos de la Unistmo. El Aprendizaje Adaptado Inteligente representa un cambio significativo en el campo de la educación sobre los modelos tradicionales de enseñanza en los salones de clase.

2. ANTECEDENTES

Hasta la fecha, poco se ha estudiado sobre tecnologías de Aprendizaje Adaptativo (AA) e Inteligencia Artificial (IA) en el sector educativo, el AA tiene sus raíces en tecnologías tales como las búsquedas en Google, servicios de compra de Amazon, y otros donde la IA, algoritmos y bases de datos intervienen para anticipar el interés y comportamiento de los usuarios. Guerra et al., (2016), resaltan aspectos teóricos en el diseño de sitios web adaptativos, en donde hacen referencia a la plataforma ZERA, que ofrece flexibilidad y adaptabilidad en distintos tamaños de pantallas y dispositivos móviles. Del mismo modo, los Sistemas de Gestión de Aprendizaje, mejor conocidos como “LMS” (por sus siglas en inglés), uno de los más utilizados en la educación a distancia, han incorporado con éxito el *m-learning*, donde destacan los sistemas operativos Android, IOS, y BlackBerry, estos dispositivos ofrecen nuevas oportunidades para llevar a cabo el proceso de aprendizaje a distancia en estudiantes de educación superior.

En este mismo contexto González et al. (2017) presentan la experiencia del aprendizaje adaptativo en estudiantes universitarios, considerando la personalización de pruebas de autoevaluación, en base a estilos de aprendizaje en un ambiente virtual. Su estudio fue aplicado a alumnos de ingeniería donde se analizaron los estilos de aprendizaje de Felder y Silverman (1988). En sus resultados, del total de 33 estudiantes, el 71% aprobó con una calificación mayor o igual a 7. Duque Méndez et al. (2020) exponen una propuesta adaptativa para generar cursos virtuales personalizados mediante un sistema de reglas de producción, la cual es guiada por el perfil Fleming y Felder. En todos los casos el papel del docente como pedagogo es fundamental, pues es el, quien define los parámetros de adaptación en el sistema.

Otra propuesta en la literatura es la de Costa et al. (2020) en la que busca la relación que existe entre los “Estilos de Aprendizaje” con el comportamiento del estudiante en la educación a distancia. Para ello, el estilo de aprendizaje es identificado por el cuestionario CHAEA propuesto por Alonso y Gallego (2002). Los

resultados muestran que, no hay una relación entre esos elementos (entorno de aprendizaje – estilo de aprendizaje), obteniendo $r^2=0.033$, lo cual evidencia la falta de coherencia en este tipo de teorías. El AA se encuentra en niveles iniciales de desarrollo, y requiere de décadas de esfuerzo colectivo de las partes interesadas para conseguir resultados prometedores (Zhang et al., 2020).

Trabajos importantes sobre Aprendizaje Adaptativo e Inteligencia Artificial pueden cambiar completamente la relación profesor/estudiante, por ejemplo S. Wang et al. (2020) describen los resultados de uno de los primeros sistemas basados en Aprendizaje Adaptativo Inteligente desarrollado en China, el “*Squirrel IA Learning*”, un modelo individualizado en el cual las principales características son: la valoración formativa que determina el nivel del estudiante, retroalimentación inteligente, explicaciones detalladas, y soporte (tutoriales) diferenciados por niveles. De la misma forma Boussakssou et al. (2020) diseñó un sistema de AAI inspirado en el aprendizaje de los estudiantes a través de la interacción con su entorno, esto con el empleo de algoritmos *Q-Learning*. Una de las tendencias en el AAI son los Sistemas Expertos (SE) (Lalitha y Sreeja, 2020), los cuales son capaces de proporcionar recomendaciones de aprendizaje personalizado y autodirigido, basado en especificaciones y estilo de aprendizaje de los estudiantes.

En este mismo tenor, (Aissaoui et al., 2019) categoriza el estilo de aprendizaje del estudiante en un conjunto de ocho clases: Intuitivo, Secuencial, Global, Perceptivo, Verbal, Visual, Reflectivo, y Activo. El Aprendizaje Adaptativo Inteligente puede generar rutas adaptadas al perfil del estudiante, dichas rutas están basadas en actividades, objetivos, y diseño de instrucciones. En este mismo sentido, técnicas como Lógica Difusa y Redes Neuronales Artificiales han demostrado buenos resultados en entornos de Aprendizaje Adaptativo Inteligente, prueba de ello es el estudio de (Megahed y Mohammed, 2020) donde emplean una Red Neuronal Convolutiva y Lógica Difusa para modelar un entorno de reconocimiento de factores afectivos faciales (enojo, disgusto, miedo, felicidad, neutral, tristeza y sorpresa). En la propuesta de Jain Goyal et al. (2020), el estudiante responde preguntas, y las respuestas son analizadas considerando

aspectos mentales y emocionales, y así, un sistema basado en Lógica Difusa provee el siguiente nivel en el proceso de aprendizaje. En este mismo sentido, (Hwang et al., 2020a) proponen un enfoque de AAI basado en un Sistema Experto, considerando factores afectivos y cognitivos. De la misma manera, las Redes Neuronales Artificiales de Aprendizaje Profundo (RNAP) las cuales son una parte extendida de los métodos de aprendizaje automático han demostrado buenos resultados en el Aprendizaje Adaptativo Inteligente personalizado, prueba de ello está el estudio de (Firdausiah et al., 2019), donde analiza las características ideales de un salón de clases para llevar a cabo el Aprendizaje Adaptativo Inteligente personalizado. Las necesidades de hoy en día en los entornos de educación es la adaptatividad inteligente, como se puede ver en el estudio de Bajaj y Sharma (2018), el cual tiene como propósito proveer una herramienta como marco de trabajo, donde emplean un Perceptrón Multicapa, y árboles de decisión para determinar el estilo de aprendizaje del estudiante. En su estudio, se enfocan en cuatro teorías de aprendizaje: Felder-Silverman, Kolb, Honey-Mumford, y Vark. Y así, Timms (2016) menciona que el AAI está lo suficientemente maduro para incursionar en el sector educativo y ayudar a profesores a enseñar de manera más eficiente.

3. FUNDAMENTACIÓN TEÓRICA

La perspectiva teórica desde donde se desarrollará este estudio está constituida por dos temas principales: Aprendizaje Adaptativo (AA) e Inteligencia Artificial (IA), estas dos perspectivas teóricas generan lo que se llama Aprendizaje Adaptativo Inteligente (AAI), tema que se trata a continuación.

El AA es un método educativo que ha ganado mucha atención, hace énfasis en procedimientos educativos que emplean algoritmos de computadora para ofrecer recursos y actividades de aprendizaje personalizado acorde a necesidades específicas de cada estudiante. En el AA intervienen distintas áreas de las NTIC, por ejemplo, el “aprendizaje móvil” (*m-learning*) concepto que se utilizó por primera vez en Estados Unidos a finales de los 90 (Guerra et al., 2016) y es considerado como un componente importante para apoyar la educación a distancia, de hecho, la sociedad actual tiene acceso a tecnologías de alto procesamiento, dentro de estas tecnologías se encuentran los dispositivos móviles o tabletas. Del mismo modo, los Sistemas de Gestión de Aprendizaje, mejor conocidos como “LMS” (por sus siglas en inglés), han sido de los más utilizados en la educación a distancia. De acuerdo con los informes anuales de Horizon Report 2017 (Adams Becker et al., 2017), el futuro en las tecnologías aplicadas a la innovación educativa es, el aprendizaje adaptativo, la inteligencia artificial y el aprendizaje móvil.

Por otra parte, la IA está formada por algoritmos de computadora que intentan simular el conocimiento humano (Negnevitsky, 2005), esta tecnología ha ganado interés en el sector educativo, las subramas representativas son: las redes neuronales de aprendizaje profundo, sistemas expertos, lógica difusa, algoritmos bio-inspirados, y aprendizaje máquina. Entre las ventajas más importantes de estas tecnologías, se encuentran características tales como: funcionamiento similar al del comportamiento humano, facilidad de modelar incertidumbre o vaguedad, clasificación y reconocimiento de patrones cognitivos y afectivos, factibles para encontrar una solución en un tiempo aceptable, propuesta de soluciones creativas

y optimizadas debido a su capacidad de explorar en grandes espacios de búsqueda, y reducción del error humano debido a su alta precisión.

Pero ¿cuál es la relación entre AA y IA?, para responder esta pregunta, primero, es necesario mencionar que Duque Méndez et al. (2020) distinguen dos posibles enfoques: la “adaptabilidad” que permite al usuario configurar los contenidos a su gusto, característica relacionada al AA, y, por otro lado, la “adaptatividad”, un proceso automático de adaptación, es decir, controlado por el sistema, término relacionado al IA. El AA es un método educativo basado en el análisis de datos (*learning analytics*) que permite modificar la propuesta educativa de forma personalizada, esta modificación está basada en la “adaptabilidad”, la cual consiste en el ajuste manual de una o más características del entorno de aprendizaje. El AA emplea las Nuevas Tecnologías de Información y Comunicación (NTIC) y plataformas digitales como herramienta esencial, y la “adaptatividad” de un sistema es la capacidad para adaptar dinámica y automáticamente el comportamiento a los requerimientos y necesidades del usuario, esto es lo que da forma al Aprendizaje Adaptativo Inteligente (AAI).

El AAI ha ganado mucha atención en la última década, este tipo de aprendizaje hace énfasis en procedimientos educativos que emplean algoritmos de inteligencia artificial para ofrecer recursos y actividades de aprendizaje, de acuerdo con las necesidades específicas de cada estudiante. Las tecnologías de aprendizaje adaptativo inteligente pueden cambiar completamente la relación “profesor/estudiante”, identificando el aspecto afectivo y cognitivo es posible explorar los roles dentro de un diseño conceptual basado en mecanismos de apoyo inteligente diseñados para asistir al estudiante y lograr el dominio del tema, este es un momento decisivo para poner en marcha estrategias de aprendizaje adaptado inteligentemente a las necesidades de la comunidad nativa digital.

3.1 SUPUESTOS DE LA INVESTIGACIÓN

- Identificar el aspecto afectivo de los estudiantes de educación superior permite la construcción de un entorno de aprendizaje adaptativo inteligente.
- El modelo de estilos de aprendizaje de *Felder-Silverman* permite identificar el aspecto cognitivo de los estudiantes de la licenciatura en Ingeniería en Computación de la Unistmo. Dichos estilos, contribuyen como sustento para implementar el uso de las TIC y tecnologías emergentes como la Inteligencia Artificial en los procesos de enseñanza y aprendizaje.
- Un entorno de Aprendizaje Adaptativo Inteligente basado en una plataforma de software tecno-pedagógico, ayudará a mejorar el aprovechamiento escolar de los alumnos de Ingeniería en Computación en la Universidad del Istmo.

3.2 OBJETIVOS

3.3 Objetivo principal

Desarrollar un entorno de Aprendizaje Adaptativo Inteligente basado en una plataforma de software tecno-pedagógica para mejorar el aprovechamiento escolar de los alumnos de Ingeniería en Computación en la Universidad del Istmo.

3.4 Objetivos específicos

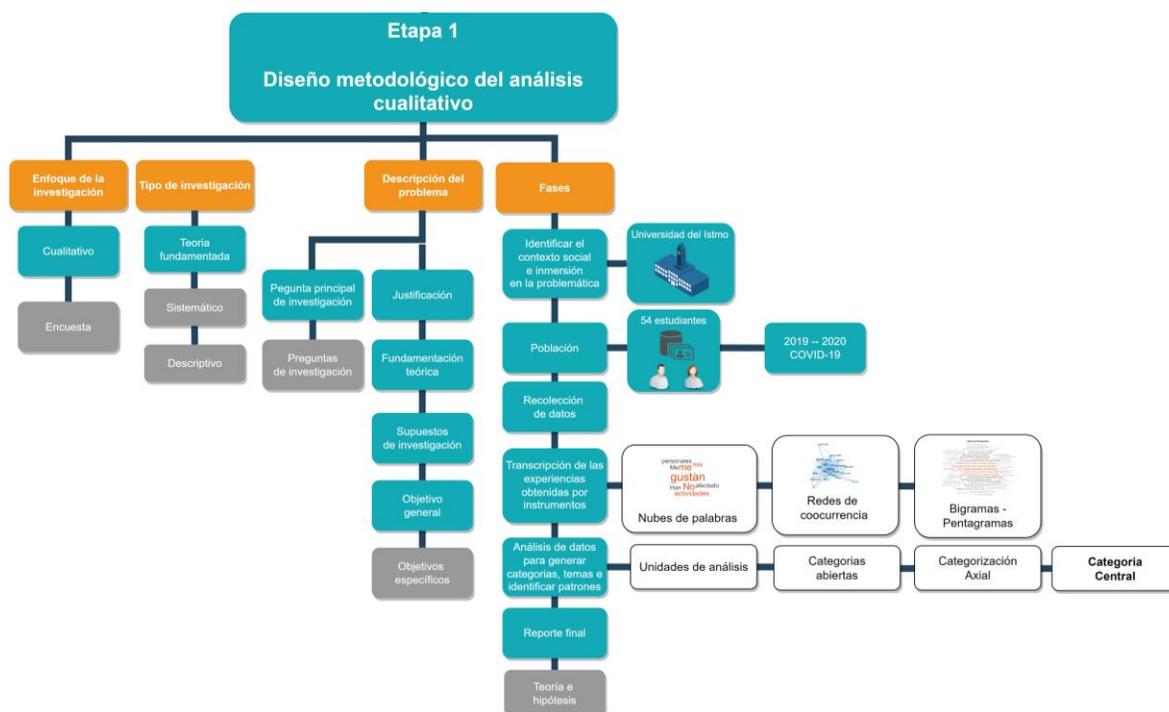
- Analizar los elementos del proceso de enseñanza y aprendizaje bajo el modelo educativo presencial que mudaron a la nueva modalidad virtual por el confinamiento ocasionado por la Covid-19.

- Describir los aspectos afectivo y cognitivo en relación con la influencia que estos representan en el aprovechamiento escolar de los estudiantes de la licenciatura en ingeniería en computación de la Unistmo.
- Identificar los estilos de aprendizaje de los estudiantes de la licenciatura en ingeniería en computación de la Unistmo a través del modelo *Felder-Silverman*.

4. METODOLOGÍA

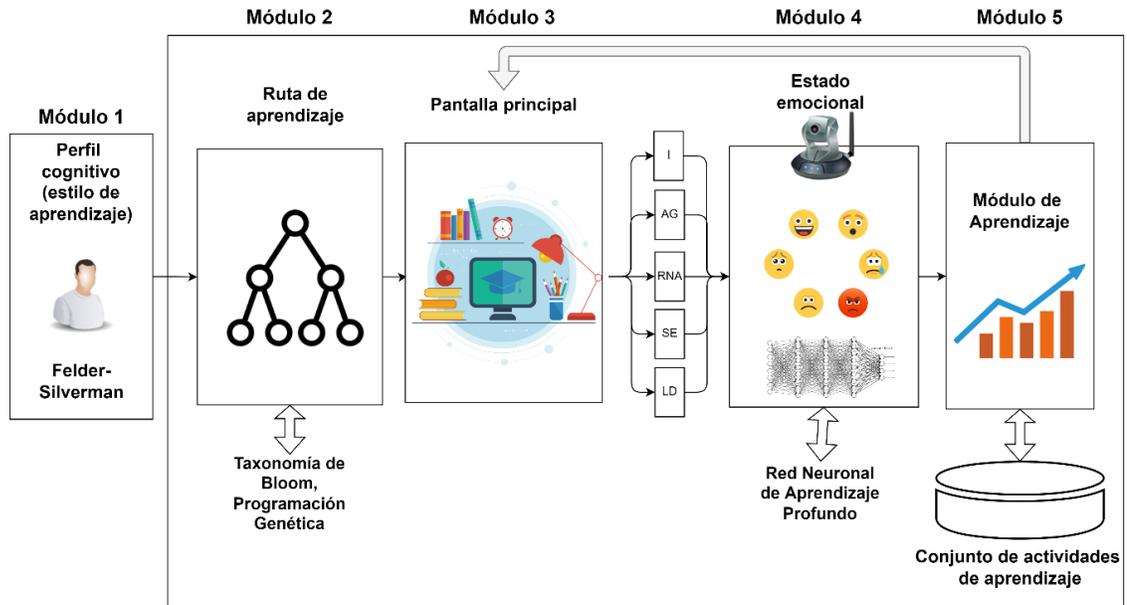
Esta sección se enfoca en explicar la metodología propuesta, consiste principalmente de dos etapas, la etapa 1 es un análisis cualitativo que permite entender las experiencias y necesidades de los estudiantes de la Unistmo al emigrar del modelo presencial al modelo en línea durante el confinamiento ocasionado por la Covid-19, con base en el análisis cualitativo de la primera etapa se sustenta un plan de acción para la etapa 2 consiste en la construcción de una plataforma de software tecno-pedagógica para hacer frente a la problemática que enfrentan los estudiantes relacionada a la disminución del aprovechamiento académico, ocasionado por migración al modelo de educación en línea, debido a la Covid-19. El diseño metodológico de cada una de las fases se muestra en las figuras 1 y 2 respectivamente.

Figura 1. Diseño metodológico del análisis cualitativo.



Nota. Figura que representa el diseño metodológico del análisis cualitativo en la etapa 1.

Figura 2. Diseño metodológico del análisis cuantitativo.



Nota. Figura que representa el diseño metodológico del análisis cualitativo en la etapa 2.

4.1 Análisis cualitativo (teoría fundamentada)

La etapa 1 aborda el diseño metodológico para el análisis cualitativo, donde se especifica el enfoque y tipo de la investigación, la identificación del contexto social, población, instrumentos y validación de los mismos, técnicas y registro de datos. Posteriormente, para fortalecer la información que sustenta el análisis cualitativo de la etapa 1, el plan de acción de la etapa 1 se compone de los siguientes pasos:

- a) Análisis de los elementos del proceso de enseñanza y aprendizaje bajo el modelo educativo presencial que mudaron a la nueva modalidad virtual.
- b) Identificación del aspecto afectivo del estudiante con la red neuronal artificial de aprendizaje profundo AlexNet (Krizhevsky et al., 2017) para su descripción en relación con el aprovechamiento de los estudiantes de la licenciatura en ingeniería en computación de la Unistmo.

- c) Identificación y categorización de los estilos de aprendizaje de los estudiantes de la licenciatura en ingeniería en computación de la Unistmo a través del modelo Felder-Silverman (R. Felder y Silverman, 1988; Hwang, Xie, et al., 2020; Nafea et al., 2019).
- d) Análisis exploratorio de los datos obtenidos por los instrumentos mediante las estructuras de minería de datos: nubes de palabras, bi-gramas hasta penta-gramas, matrices de coocurrencia, e items de control (Jelodar et al., 2019).
- e) Resultados del análisis cualitativo y elaboración de un reporte final de la etapa 1 el cual contiene los hallazgos e hipótesis generadas.

Enfoque de la investigación en la etapa 1

La primera etapa del presente estudio se realiza desde un enfoque cualitativo. En esta se trata lo relacionado al planteamiento del problema explorando las experiencias de los estudiantes de la Universidad del ISTMO al emigrar del modelo presencial al modelo en línea.

Tipo de investigación de la etapa 1

El tipo de investigación es teoría fundamentada, ya que produce una explicación general o teoría respecto a las problemáticas específicas de un grupo de individuos vinculados a una organización o programa (Elliott y Manzano, 2005). Este diseño de investigación se centra en proporcionar información que guíe en la toma de decisiones, y propiciar una redefinición del modelo educativo en la educación superior. Las fases del diseño se mencionan a continuación:

Identificar el contexto social e inmersión en la problemática

Esta fase consiste en revisar registros históricos relacionados al desempeño académico de los estudiantes de la Unistmo tales como: promedios parciales, promedios finales, estadísticas de egresados, y registros de deserción por parte de

los alumnos. Conjuntamente se recopila información relacionada a los planes y registros programáticos de los docentes en los semestres anteriores a la pandemia Covid-19. Esta información se recopila con la finalidad de contrastarla contra los resultados de las prácticas que actualmente se llevan a cabo en línea.

El contexto social, es la universidad del Istmo, la cual se encuentra localizada en el municipio de Santo Domingo Tehuantepec, Oaxaca. La Unistmo forma parte del modelo de Sistema de Universidades Estatales de Oaxaca (SUNEO), que surge a principios de 1990. La Unistmo inició sus actividades académicas en junio del año 2002, con la apertura de sus campus Tehuantepec e Ixtepec en la región del Istmo del estado de Oaxaca. Fue inaugurada el 22 de febrero de 2002 con la presencia del Gobernador del estado Lic. José Murat Casab, incrementando así el número de universidades estatales de Oaxaca. Sus criterios básicos de funcionamiento están orientados a conseguir universidades de alto aprovechamiento en el estado de Oaxaca; también, fue creado como instrumento cultural de transformación social (Seara, 2020).

Población

La población es el conjunto de todos los elementos que se están estudiando, en esta investigación, las unidades de muestreo son personas de nivel individual, mediante los instrumentos, proporcionan información como: episodios, papeles o roles, y procesos. La clase de muestra es no probabilística por conveniencia, donde los individuos acceden a participar voluntariamente compartiendo sus experiencias. La población está formada por estudiantes de la carrera de Ingeniería en Computación de la Unistmo.

Muestra

Para esta intervención se consideró una muestra de cinco estudiantes que actualmente cursan la asignatura “Inteligencia Artificial” (*Ingeniería en Computación - Unistmo*, 2016) de octavo semestre.

Instrumentos y técnicas de recolección de datos

La recolección de datos resulta fundamental, lo que se busca es obtener datos de los estudiantes de la Unistmo, datos acerca de conceptos, percepciones, imágenes mentales, creencias, emociones, pensamientos, experiencias y vivencias manifestadas por los participantes en la migración a la modalidad de enseñanza aprendizaje en línea. Estos datos se obtienen de las personas intervinientes en su propia “expresión”. Dichos datos se convertirán en información con el fin de analizarlos y comprenderlos (Hernández, Sampieri et al., 2014). Para este fin se desarrollaron dos encuestas denominadas EAAIENS y ESCELOC, las cuales son empleadas en la primera etapa de la investigación “Entorno de Aprendizaje Adaptativo Inteligente para mejorar el aprovechamiento escolar de los alumnos de Ingeniería en Computación en la Universidad del Istmo”, la cual se realiza desde un enfoque cualitativo. Las preguntas para recabar los datos tienen una postura teórico- metodológica. De la misma forma, con dichas encuestas se busca saber la percepción de estudiantes de nivel superior acerca de los entornos de aprendizaje adaptativo inteligente con la finalidad de encontrar patrones que repercuten en el aprovechamiento de los estudiantes. A continuación, se menciona información más detallada de las encuestas.

Validación de instrumentos

La validación de un instrumento de investigación es el proceso de evaluar las preguntas de la encuesta para asegurar su confiabilidad, para Martínez (2019) el instrumento es una herramienta que facilita al investigador la recolección de datos.

El estudio de fenómenos en la ruta cualitativa ocurre en ambientes naturales, no se miden variables, se descubren conceptos y categorías (Hernández, Sampieri y Mendoza, Torres, 2018), debido a esto, para la validación de los instrumentos EAAIENS y ESCELOC se abordó el método del juicio de expertos el cual es útil para validar la fiabilidad de una investigación mediante la opinión informada de personas con trayectoria en el tema, que son reconocidos como expertos calificados y que pueden dar información, evidencia, juicios, y valoraciones (Robles y del Carmen, 2015).

Como criterio de selección se optó por dos expertos, cuya trayectoria se caracteriza por una larga experiencia en el área de la enseñanza, para que estos valoraran los items que componen dichos instrumentos, así como una valoración global del mismo, además, se les solicito que valoraran el grado de precisión y de adecuación desde el punto de vista de su definición y formulación sintáctica.

Las encuestas a ser sometidas al juicio de expertos se elaboraron a través de una serie de cuatro fases que se describen a continuación:

- *Revisión de literaria acerca de instrumentos similares.* Antes de pensar en construir un instrumento, es necesario saber si ya existe algún modelo similar, o parcialmente parecido, en caso que exista es posible emplearlo, si no, se debe elaborar el instrumento acorde a las necesidades de la investigación (Martínez, 2019). Para esto, se empleó un sistema de búsqueda en las bases de datos científicas Scielo, Scimago, Redalyc, Taylor & Francis Online, Latindex, DOAJ, Wiley Online Library, y CONRICyT, encontrando 45 documentos de los cuales se seleccionaron 18, además se realizó una búsqueda manual de documentos cuyo tema de evaluación está relacionado con la migración al modelo de estudio en línea ocasionado por la Covid-19.

La búsqueda resultó desalentadora, ya que no existen palabras clave específicas para referirse a instrumentos de evaluación en experiencias de

estudiantes de nivel superior en la migración obligada a la modalidad de estudios virtuales. En total se revisaron 23 herramientas.

- *Creación de una lista de palabras clave.* Una vez que se revisó la literatura y se cuenta con la información necesaria de los instrumentos investigados, se procede a formar una lista de palabras clave que servirán para formular los items del instrumento. Las palabras clave más utilizadas en los instrumentos investigados en la literatura son: profesor, conocimiento, información personal, clases, evaluación, estudiantes, opinión, confianza, percepción, sensitiva, sentidos, contraste, pandemia, aprendizaje.
- *Formulación de preguntas o items a partir de las palabras clave.* La formulación de las dimensiones para los instrumentos empleados en la presente investigación nace de la lista de palabras clave, con esto se integra la sintaxis y semántica para los instrumentos propuestos, concluyendo con ocho dimensiones para el desarrollo del instrumento EAAIENS y dos dimensiones para el instrumento ESCELOC.
- *Validez de los instrumentos.* Como se mencionó, los instrumentos EAAIENS y ESCELOC fueron validados sometiéndolos al escrutinio de especialistas, mismos que los dictaminaron favorables para su aplicación a la muestra de estudio (ver anexos 9.2 y 9.3). En este proceso, los expertos solicitaron reformular algunas de las preguntas para modificar la interpretación de la misma, ya que el modo de formulación de pregunta incide en la respuesta; así una pregunta ambigua, poco clara o contextualmente confusa puede ocasionar una falsa percepción de imágenes mentales, creencias, emociones, pensamientos, experiencias y vivencias manifestadas por la población en la migración a la modalidad de enseñanza aprendizaje en línea. No hay duda de que esta metodología de validación proporciona innumerables ventajas para evaluar y ajustar el instrumento de medición. La especificación con mayor detalle de los instrumentos se muestra a continuación.

Instrumento 1: Evaluación sobre curso de emergencia en línea ocasionado por la Covid-19

Nombre abreviado: **ESCELOC**

El ESCELOC está formado por 2 preguntas abiertas que buscan recuperar información acerca de los aspectos positivos y negativos sobre el curso en línea de emergencia de los alumnos de la carrera de ingeniería en computación de la Universidad del Istmo. La muestra considerada es representativa de un segmento de la población de la comunidad estudiantil de la Unistmo la cual está conformada por 52 estudiantes de la carrera de ingeniería en computación, que cursaron la asignatura “Inteligencia Artificial” en la fecha octubre 2021 – febrero 2022.

El instrumento ESCELOC se realizó en un formulario en *Google forms* y se puede consultar en la siguiente dirección:

https://docs.google.com/forms/d/1NeuTApmO_YplfELgTFA0wBh9iRgl3v1FH7n-hpcEayg/edit?usp=sharing

Instrumento 2: Encuesta sobre Aprendizaje Adaptativo Inteligente para Estudiantes de Nivel Superior

Nombre abreviado: **EAAIENS**

El EAAIENS está conformado por 45 ítems (abiertos y cerrados) que recuperan información de acuerdo al enfoque de Mertens (2014), donde las preguntas están divididas en ocho categorías (ver tabla 6.1). La muestra considerada es representativa de un segmento de la población de la comunidad estudiantil de la Unistmo la cual está conformada por 52 estudiantes de la carrera de ingeniería en computación.

La tabla 1 presenta la clasificación y número de preguntas que se diseñaron para obtener información relacionada a las repercusiones en el contexto de experiencias en la migración a enseñanza-aprendizaje en línea, tomando en cuenta obstáculos,

inconvenientes, y limitaciones. Así mismo se recaba información relacionada a la implementación de Aprendizaje Adaptativo.

Tabla 1. Categorías de análisis del instrumento EAAIENS

Categorías de análisis	Cantidad de preguntas	Localización de ítems en el instrumento	Pregunta de control
1. Opinión personal sobre las clases en línea	13	Pregunta 1.1 a 1.13	1.5
2. Confianza	5	Pregunta 2.1 a 2.5	2.1
3. Percepción (conocimiento)	4	Pregunta 3.1 a 3.4	3.4
4. NTIC (sensitivas - relacionadas a los sentidos)	8	Pregunta 4.1 a 4.8	4.2
5. De contraste	4	Pregunta 5.1 a 5.4	5.4
6. De la pandemia Covid-19	2	Pregunta 6.1 a 6.2	6.2
7. De simulación	2	Pregunta 7.1 a 7.2	7.2
8. De Aprendizaje Adaptativo e Inteligencia Artificial	7	Pregunta 8.1 a 8.7	8.6

Nota. Se muestran las categorías de análisis del instrumento, así como también la cantidad de preguntas y la pregunta control.

El instrumento se compone de preguntas relacionadas a: opinión personal, expresión de sentimientos, conocimiento acerca de la problemática, sensitivas, de antecedentes, de simulación y de contraste. Esta encuesta no refleja ningún manejo inadecuado, riesgo o perjuicio sobre la información de las personas intervinientes. Se hará del conocimiento respetuoso, a todos los intervinientes de esta investigación, informando como puede impactar positivamente en el desempeño de los que voluntariamente deseen participar.

El instrumento EAAIENS se realizó en un formulario en *Google forms* y se puede consultar en la siguiente dirección:

https://docs.google.com/forms/d/e/1FAIpQLSc_M7413QYu3w9e-4hHPYB3Lf0h7z9rsJ7tqF8RTBZ7V45VEw/viewform?usp=sf_link

Técnicas de registro de datos

Una vez aplicado los instrumentos y obtenido la información, es necesario establecer la técnica de registro de datos, esto con la finalidad de aprovechar, organizar, ordenar y analizar dicha información (Niño Rojas, 2011).

Registro de datos en EAAIENS

El instrumento EAAIENS es una encuesta formada por 45 ítems (abiertos y cerrados) divididos en ocho categorías. De acuerdo a Niño Rojas (2011) existen tres clases de técnicas de registro de información: manual, electrónica, y por otros medios. Debido a que el instrumento EAAIENS está electrónicamente almacenado en la plataforma *Google Forms*, la técnica de registro de información es electrónica, se utilizan dos formatos para el registro de la información, los cuales se explican continuación.

Formato de registro para preguntas cerradas en EAAIENS

En las preguntas cerradas se emplea un registro mediante tablas de Excel el cual permitirá la creación de gráficas, ver tabla 2.

Tabla 2. Formato para el registro de datos de las preguntas abiertas

	Pregunta 1	Pregunta 2	Pregunta 3	Pregunta N
Respuesta 1				
Respuesta 2				
Respuesta 3				
...				
Respuesta N				

4.1.1 Elementos del proceso educativo que mudaron a la modalidad virtual

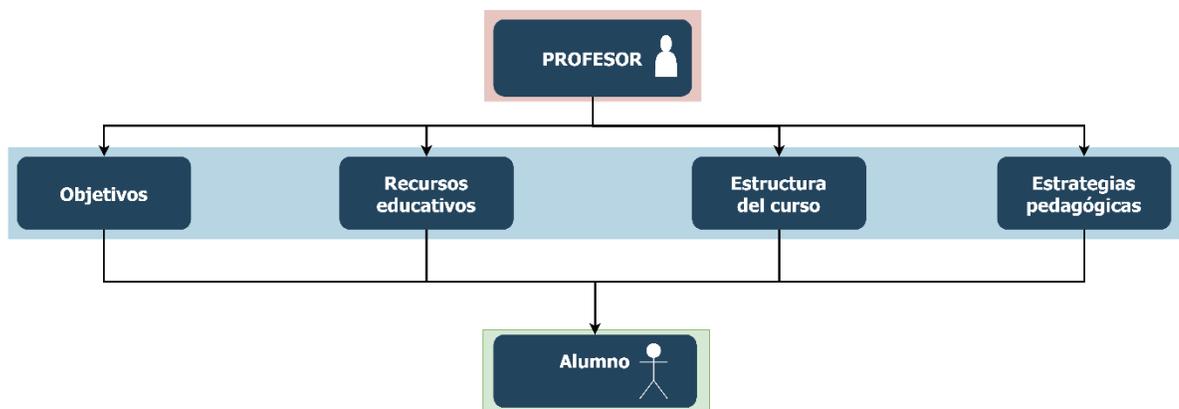
Esta sección analiza los elementos del proceso de enseñanza y aprendizaje del modelo presencial, que mudaron a la modalidad en línea. El papel de la modalidad educativa ha sido fuente de mucha discusión y debate, particularmente con respecto al aprendizaje presencial, en línea, y a distancia (Bachelor y Bachelor, 2019). Para este análisis, se analizan los términos: enseñanza y aprendizaje.

Elementos y competencias del proceso enseñanza y aprendizaje presencial

En un ambiente de enseñanza y aprendizaje presencial el docente y estudiante son los actores principales que participan en este proceso, en la cual se trata al estudiante como mero espectador (Perdomo y Perdomo, 2012).

Ahora bien, para analizar los elementos del proceso enseñanza aprendizaje que mudaron a la modalidad virtual, es necesario establecer cuáles son los elementos pertenecientes al modelo presencial. Los elementos que intervienen en el proceso enseñanza y aprendizaje presencial son: el docente, el alumno, los objetivos del curso, los recursos educativos, la estructura del curso, y las estrategias pedagógicas (Alzate-Ortiz et al., 2020; Blanco et al., 2016; Díez, 2014; Harrison y Killion, 2007; Hernández, Sampieri y Mendoza, Torres, 2018). Dichos elementos se muestran en la figura 3.

Figura 3. Elementos del proceso enseñanza y aprendizaje en el modelo presencial.



Nota. Los principales elementos del modelo de enseñanza presencial son: los objetivos del curso, recursos educativos, la estructura del del curso y las estrategias pedagógicas.

Como se muestra en la figura 3, la dinámica en el modelo presencial es direccional, este modelo también es conocido como Modelo Centrado en el Docente, el cual tiene la función de mediador, e implica tener las competencias de la figura 4 (Harrison y Killion, 2007).

Elementos y competencias del proceso enseñanza y aprendizaje virtual

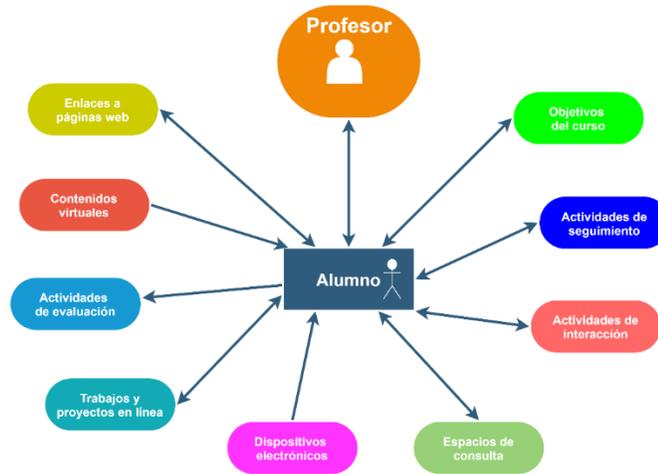
Las TICCAD (Tecnologías de la Información Comunicación, Conocimiento y Aprendizaje Digital) se han convertido en una herramienta indispensable en la mayoría de las actividades del docente, y así, ofrecer una amplia gama de recursos para enriquecer el proceso enseñanza y aprendizaje digital. El mundo virtual se ha ido incorporando en las instituciones educativas, pero, las tecnologías por sí solas, no mejoran este proceso. Las plataformas educativas en línea son las herramientas que permiten al docente la creación y administración de contenidos para el estudiante. Los elementos más comunes de las plataformas educativas en línea se muestran en la figura 4.

Figura 4. Competencias del docente en el modelo enseñanza y aprendizaje presencial



Nota. Esta grafica muestra las principales competencias que tiene el docente en el modelo de enseñanza presencial.

Figura 5. Competencias del docente en el modelo de enseñanza en línea.



Nota. A diferencia de la figura 4, esta grafica presenta las competencias que debe poseer el docente en el modelo de enseñanza en línea.

La incorporación de estas plataformas en el ámbito educacional no sólo debe centrarse en la inclusión de los materiales educativos, sino también en las competencias de los docentes, Perdomo y Perdomo (2012) mencionan las siguientes:

- Entender la naturaleza y la filosofía de la educación a distancia.
- Entrenarse en la práctica de los nuevos sistemas a distancia.
- Identificar las características del estudiante o participante más allá de las fronteras geográficas.
- Diseñar y desarrollar cursos interactivos que utilicen en forma apropiada las nuevas tecnologías.
- Adaptar las estrategias de enseñanza y aprendizaje para la educación a distancia.
- Evaluar la actitud de los estudiantes hacia los nuevos sistemas telemáticos.
- Mediador entre el estudiante y la institución.
- Pasar de ser un experto en contenidos a mediador del aprendizaje.
- Poseer habilidades mínimas para intervenir en la plataforma virtual.
- Presentar contenidos que favorezcan el aprendizaje.

- Potenciar la retroalimentación mediante foros, chats o mensajes.
- Proponer un proceso de evaluación de los aprendizajes que ponga de manifiesto el resultado de la construcción de conocimiento por parte del estudiante.
- Proporcionar recursos suficientes a los estudiantes desde materiales en diferentes formatos hasta enlaces a páginas web, a fin de que puedan responder a las demandas y activar procesos cognitivos de aprendizajes adecuados.
- Potenciar, desplegar y proporcionar el mayor número de ayudas en las actividades que suponen mayor complejidad.

Todas ellas son imprescindibles para el aprendizaje educativo y didáctico de los estudiantes y permiten crear contenidos adaptados a objetivos, procedimientos y resultados definidos, así como colaborar con otros usuarios que nos ayuden a profundizar en el concepto de formación colectiva.

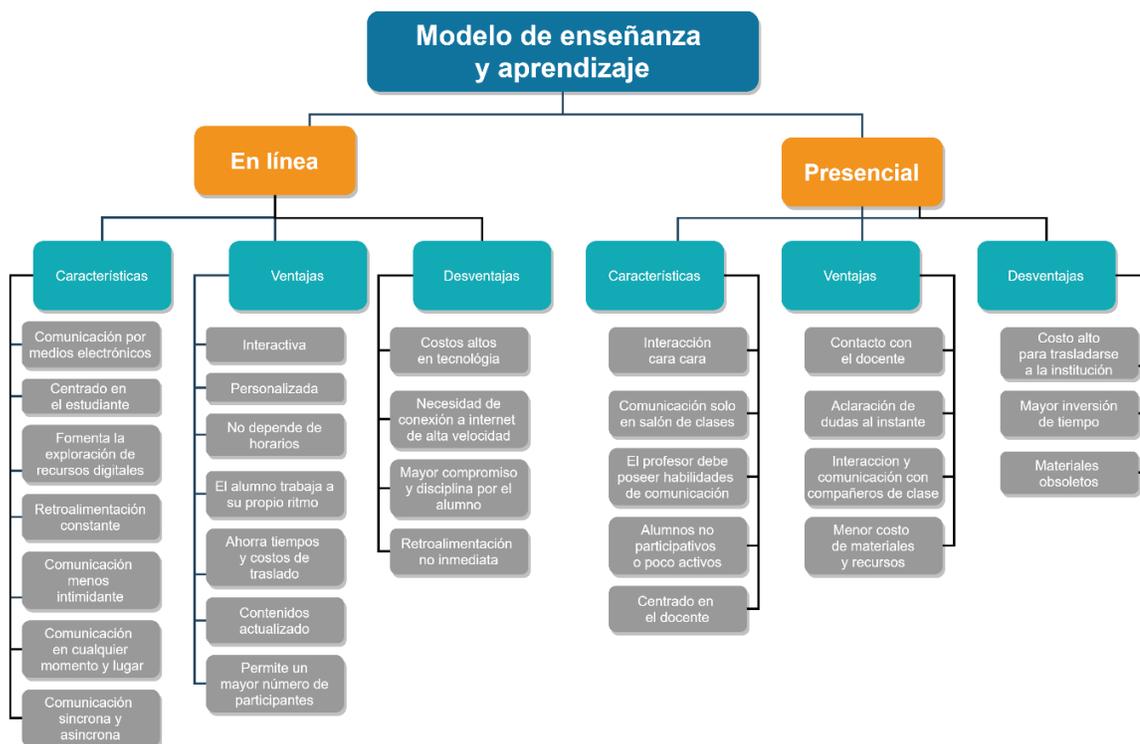
Principales diferencias entre los elementos del proceso de enseñanza y aprendizaje presencial y a distancia

Para analizar los elementos que mudaron a la modalidad de enseñanza aprendizaje en línea, es necesario resaltar las características, ventajas y desventajas de las dos modalidades (presencial y en línea), esto se muestra en la figura 6, la cual muestra claramente que existen diferencias notables entre las dos modalidades de enseñanza y aprendizaje, entre las cuales se puede mencionar que en la modalidad presencial la comunicación docente/alumno es direccional, mientras que en la modalidad virtual es bidireccional, además, en la modalidad virtual es inevitable el empleo de plataformas tecno pedagógicas, y por consiguiente el empleo de una conexión a internet por ambas partes. Otra diferencia notable es que, en la modalidad virtual la atención al estudiante es más personalizada que la presencial, ya que permite el empleo de fuentes de información de distintos tipos (videos, audios, audio lecturas, podcast, ejercicios, aplicaciones móviles, programas de

computadoras, páginas web, foros de consulta, entre otras), esto, sin perder de vista los objetivos y estructura del curso.

Es deseable que el docente entienda la naturaleza y filosofía de la educación virtual, además de entrenarse en la práctica de las plataformas y herramientas que permitan la comunicación síncrona con el estudiante, sin tomar en cuenta las fronteras geográficas, también es importante que el docente desarrolle formas interactivas que permitan al estudiante adaptarse a las estrategias de educación a distancia, e ir evaluando el desempeño del estudiante en los nuevos sistemas informáticos. La modalidad virtual, por su naturaleza dinámica, se puede ver como una actividad de tiempo completo, y sin duda es un gran reto para todo docente que no estaba preparado para esta labor.

Figura 6. Características, ventajas y desventajas de la modalidad de enseñanza presencial y en línea

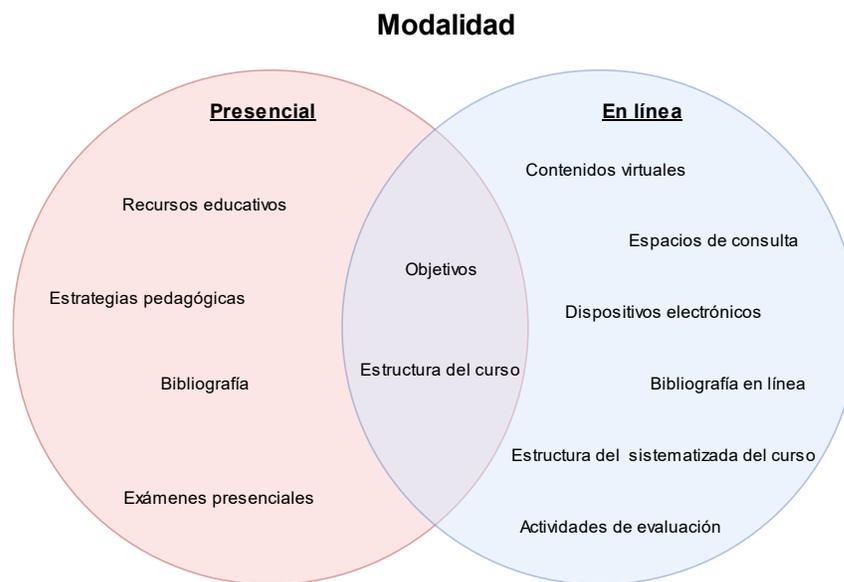


Nota. Principales características, ventajas y desventajas de las modalidades de enseñanza virtual y presencial.

Elementos del modelo enseñanza y aprendizaje en la modalidad presencial que mudaron al modelo a distancia

En base a lo mencionado en la sección anterior, se puede establecer que los elementos comunes en las dos modalidades de enseñanza aprendizaje son los objetivos del curso y la estructura del curso, estos dos aspectos no pueden variar independientemente de la modalidad, esto se puede observar en la figura 7.

Figura 7. Elementos comunes de las modalidades de enseñanza y aprendizaje presencial / línea.



Nota. Los elementos comunes entre las dos modalidades son: los objetivos del curso y estructura del curso.

En la figura 7 se puede observar que los elementos del proceso enseñanza y aprendizaje presencial que migraron a la modalidad en línea, fueron “los objetivos de la asignatura” y “la estructura del curso”, es decir, estos dos elementos no sufrieron cambios en la transición de modalidad. Por otra parte, existen elementos, pero que sufrieron modificaciones, tales como:

- Recursos educativos.
- Actividades de evaluación.
- Bibliografía.
- Las estrategias pedagógicas.

Así mismo, el rol y las competencias docentes tuvieron que ser adaptadas a la naturaleza de la migración al modelo en línea. Esta adaptación está relacionada al entorno en el cual los Nativos Digitales (De La Fuente, s/f) crecen y se relacionan, interviniendo las TICCAD, dispositivos electrónicos, redes sociales, internet, entre otros. De esta manera, el docente como Inmigrante Digital (Prensky, 2010) se encuentra en una situación en la cual pasa de ser: guía, consejero, orientador formulador de metas (Blanco et al., 2016), a tener una actitud de indagación permanente e innovadora para diseñar sus propias competencias en esta era digital.

4.1.2 Afectividad y cognición, relación con el aprovechamiento académico de los estudiantes de nivel superior

Esta sección trata el aspecto afectivo y cognitivo en los estudiantes de la Unistmo, primero se menciona la descripción de aspecto afectivo, mediante un análisis de la literatura, se estudia la relación que tiene con el aprovechamiento escolar de los estudiantes, posteriormente se explica la identificación del aspecto afectivo por medio de la Red Neuronal de Aprendizaje Profundo *AlexNet*, así mismo, se presentan las pruebas realizadas para demostrar el desempeño y los resultados obtenidos en esta labor. Después, se aborda el aspecto cognitivo, analizando la literatura, se mencionan los modelos más empleados en el reconocimiento del mismo. Finalmente, se analiza la taxonomía de *Bloom*.

Aspecto afectivo

El aspecto afectivo en el desarrollo personal es uno de los componentes más importantes en el proceso de maduración de una persona. El aspecto afectivo se define como el conjunto de emociones, sentimientos y elementos sociales que determinan la relación de una persona consigo misma y con su entorno (Saarni et al., 2007), este proceso de desarrollo afectivo continua a lo largo de todas las etapas de la vida del individuo. En la educación profesional, el aspecto afectivo ocurre en los niveles físico y mental, en entornos individuales y sociales, lo que transforma la enseñanza y aprendizaje en un reto difícil pero intensamente satisfactorio (Sánchez-Mendiola, 2015). Para obtener un balance apropiado de ciencia, humanismo y arte, se requiere de sensibilidad por parte del docente, y una actitud abierta y motivada por parte del estudiante.

Cuando se “enseña” con el argumento de proporcionar conocimiento e informar al estudiante, se promueve el aprendizaje superficial y transitorio, donde la transmisión de conocimientos se lleva a cabo solo a través de pasar exámenes mediante herramientas cuantitativas de evaluación de aprendizaje. (Bertoglia, 1990) involucra los procesos emocionales en su trabajo académico, donde analiza los resultados del rendimiento académico bajo los efectos de la ansiedad ocasionada cuando se percibe un estímulo amenazante en el cual tanto alumnos como profesores se sienten presionados por obtener buenos resultados, pero no cuentan con los recursos suficientes para lograrlo, entonces en vez de aprendizaje se genera ansiedad. Reconocer los aspectos afectivos no es solo reconocer que emoción se genera al momento de aprender, es examinar la importancia de como aprenden los alumnos en su contexto en particular. Entonces, es necesaria la generación de espacios académicos más plurales, en las que docentes involucren el factor afectivo en su proceso enseñanza y aprendizaje (Chamorro Mejía y López Gili, 2020).

Relación del aspecto afectivo/aprovechamiento escolar del estudiante

Las emociones del ser humano son representadas por sus expresiones faciales, éstas representan el aspecto afectivo. El reconocimiento automático del aspecto afectivo ha permitido a plataformas virtuales ser herramientas efectivas para aprender las preferencias de los estudiantes (Badar y Shrawankar, 2013), monitorear los niveles de ansiedad y estrés, reconocer la inhabilidad de un estudiante y ayudar a detectar desordenes psicológicos (Zhang, 2020). El rostro humano es una de las mejores fuentes de información sobre el aspecto afectivo de una persona (Ekman, 1993), ya que existen emociones en las cuales la expresión facial, es la misma sobre toda una población de personas (Aly et al., 2016).

En la literatura existe una gran cantidad de información sobre la construcción de sistemas para analizar automáticamente la configuración del rostro, la mayoría se ha centrado en sistemas que utilizan inteligencia artificial, visión por computadora y técnicas de reconocimiento de patrones para detectar pasivamente el aspecto afectivo de una persona; por ejemplo, (Cohn, 2006) propone como alternativa el uso de la información de profundidad proporcionada por sensores Kinect 3D, esto, para evitar los principales problemas de los métodos clásicos basados en imágenes y secuencias de video 2D. Aunque describen las ventajas que tiene un sensor Kinect tanto en precio, portabilidad y adquisición de datos de profundidad, también muestran que solo pocos investigadores han usado este sensor para el reconocimiento automático del aspecto afectivo. En su estudio, incluye 7 expresiones (felicidad, tristeza, sorpresa, disgusto, miedo, ira y la neutral), obtenidos de 32 personas entre 10 y 30 años, y con diferentes tonos de piel. Asimismo, (Corneanu et al., 2016) dan a conocer técnicas en datos de profundidad 3D, las cuales permiten la detección, registro y extracción del factor afectivo, para esto, se hace la correspondencia con datos de textura mediante el detector de Viola y Jones (2001). En la misma línea, estudios como el de Kim (2017) dan a conocer técnicas de identificación del factor afectivo mediante imágenes térmicas, y también la

importancia que tiene este aspecto en la interacción social, ya que ha sido un campo de estudio que se intensificó en los últimos años.

Identificación del aspecto afectivo del estudiante mediante Aprendizaje Profundo

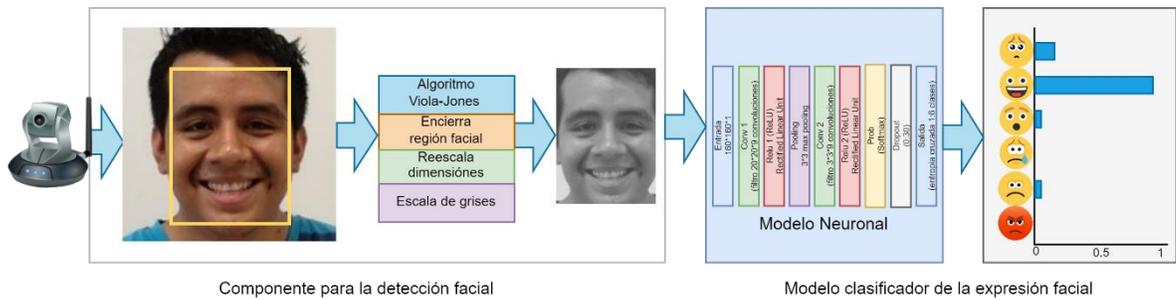
Para el reconocimiento del factor afectivo, en esta tesis se emplea Aprendizaje Profundo (*Deep Learning - DL*, por sus siglas en inglés) para identificar seis expresiones faciales prototípicas: disgusto, enojo, felicidad, miedo, sorpresa y tristeza; éstas se pueden ver en la figura 8 Este aspecto es obtenido mediante una Red Neuronal Convolutiva de Aprendizaje Profundo llamada “*AlexNet*”.

AlexNet fue desarrollada por (Krizhevsky et al., 2012a), y estudiada en (Shin et al., 2016), su aceptable desempeño entre velocidad y exactitud fue analizado por (Chatfield et al., 2014). *AlexNet* fue la red ganadora en el desafío de reconocimiento visual a gran escala en el ILSVRC 2012 (*ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge*). *ImageNet* es un conjunto de datos de más de 15 millones de imágenes en alta resolución etiquetadas en 1000 categorías. La arquitectura de *AlexNet* consta de 5 capas de Convulsión, 7 capas *ReLU* (*Rectificador Linear Unity*), 3 capas *Pooling* (agrupación), 3 capas totalmente conectadas y una capa *Softmax* (ver figura 9), todas las capas anteriores representan la verdadera esencia del aprendizaje profundo (Kim, 2017), además, su regla de aprendizaje se basa en el algoritmo de retro-propagación del error (Demuth et al., 2014).

Figura 8. Expresiones faciales consideradas para la clasificación con Deep Learning



Figura 9. Arquitectura de la red neuronal convolucional de aprendizaje profundo AlexNet

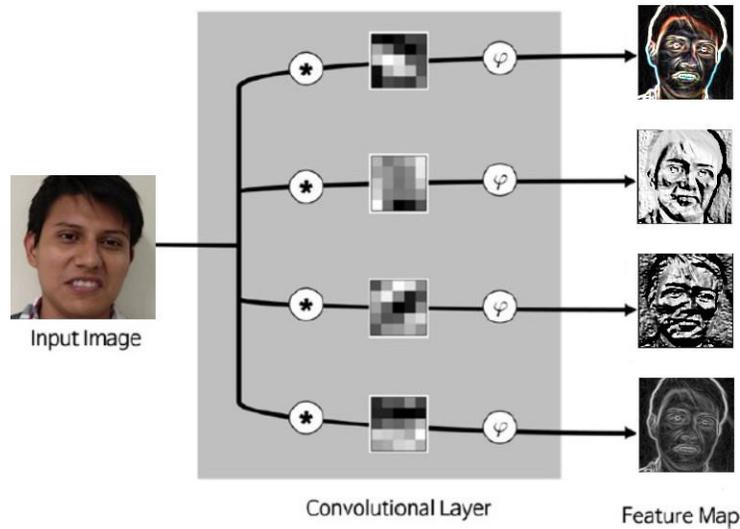


Nota. Arquitectura de la red neuronal convolucional de aprendizaje profundo *AlexNet*, y sus etapas de procesamiento: *Conv+ReLU+Pooling*.

La convolución

La operación de convolución consiste en filtrar las imágenes con ventanas de $N \times N$, esta operación se enfoca en la extracción de características para preservar la relación espacial entre los píxeles que la conforman y preservar la estructura jerárquica de representaciones internas. Este esquema se puede ver en la figura 10.

Figura 10. Esquema del proceso de Convolución en Aprendizaje Profundo.

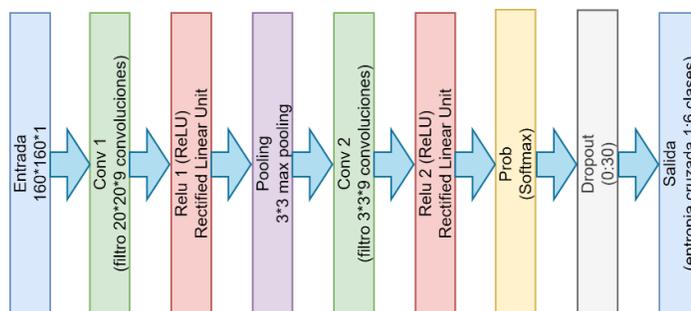


Nota. Esquema general del proceso de Convolución en redes Neuronales Convolutivas. Fuente: (Kim, 2017).

En la figura 10 el símbolo * denota la operación de Convolución, y la marca φ es la función de activación *ReLU* (*Rectified Linear Unit*) la cual se puede ver en la ecuación 1. Los cuadrados en escala de grises entre estos operadores indican el filtro de convolución.

$$\varphi(x) = \begin{cases} 1, & x > 0 \\ 0, & x \leq 0 \end{cases} \quad (1)$$

Figura 11. Arquitectura completa de la Red Neuronal

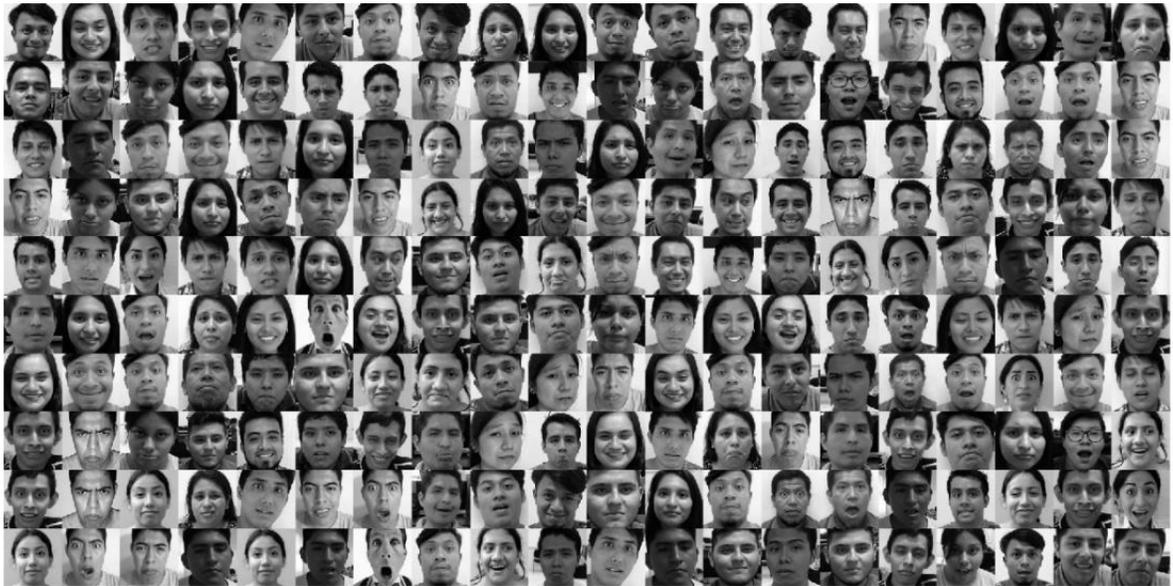


Nota. La arquitectura completa de la Red Neuronal de Aprendizaje Profundo está compuesta por capas en las cuales se incluyen operaciones de Convolucion+ReLU+Pooling y Softmax.

Base de Datos empleada para el reconocimiento del aspecto afectivo

La base de datos para entrenar la Red Neuronal de Aprendizaje Profundo *AlexNet*, fue construida con información de estudiantes de la Universidad del Istmo. Dicha base contiene 466 imágenes con información relacionada a expresiones faciales, las imágenes son de estudiantes de entre 15 y 29 años, cada imagen es de tamaño 160x160 píxeles en escala de grises, en la figura 12 se muestran 200 rostros.

Figura 12. Base de datos para reconocer expresiones faciales con DL.



Nota. Base de datos con expresiones faciales de estudiantes de la Unistmo.
El número de muestras está dividido de la siguiente manera:

- Disgusto - 62
- Enojo - 108
- Feliz - 99
- Miedo - 57
- Sorpresa - 60
- Tristeza - 80

Resultados y análisis de desempeño en el reconocimiento de expresiones faciales con AlexNet

Esta sección presenta las pruebas de desempeño de AlexNet en el reconocimiento del aspecto afectivo (expresiones faciales).

La base de datos de rostros se dividió como sigue:

- 90% datos para entrenamiento
- 10% datos para validación.

En general, se usaron 420 imágenes para el proceso de entrenamiento y 46 imágenes para validación. La función para medir el desempeño está relacionada a la teoría de optimización y aprendizaje supervisado, donde la red neuronal ajusta sus pesos para reducir el error en los datos de entrenamiento. En este contexto, la medida del error de la red neuronal es la función “costo”. Existen dos tipos de funciones de costo para las redes neuronales de aprendizaje supervisado, estas se pueden ver en las ecuaciones 2 y 3.

$$J = \sum_{i=1}^M \frac{1}{2} (d_i - y_i)^2 \quad (2)$$

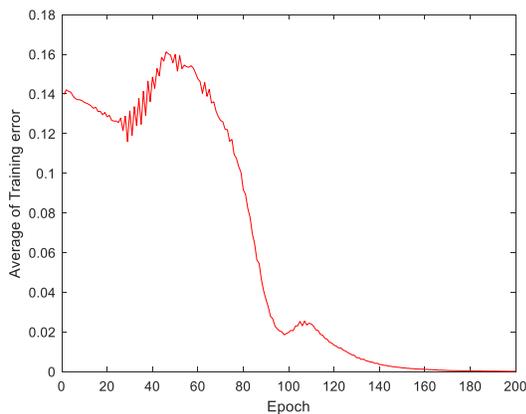
$$J = \sum_{i=1}^M \{-d_i \ln(y_i) - (1 - d_i) \ln(1 - y_i)\} \quad (3)$$

Donde y_i es la salida de la red neuronal, d_i es la salida correcta de los datos de entrenamiento y M es el número de nodos de salida. La función de costo de la ecuación 2 es el cuadrado de las diferencias entre la salida de la red neuronal “ y ” y la salida correcta “ d ”, si estos valores son iguales, entonces el error es cero. Por otra parte, una diferencia grande entre estos dos valores origina un error grande. La función de costo de la ecuación 3 es llamada *función de entropía cruzada*, esta ecuación es una concatenación de la ecuación 4. Debido a la definición del logaritmo, la salida “ y ”, deberá estar entre 0 y 1.

$$E = \begin{cases} -\ln(y) & d = 1 \\ -\ln(1 - y) & d = 0 \end{cases} \quad (4)$$

Para el entrenamiento, alimentamos a AlexNet por 200 épocas, con el primer conjunto de datos (entrenamiento), la cual tomo 5 horas 42 minutos 43 segundos. Se utilizo un GPU Intel i7 NVIDIA GeForce GTX 1050, memoria ram 16GB. El error mínimo alcanzado fue de 0.0001. Los resultados del desempeño en el entrenamiento se observan en la figura 13.

Figura 13. Desempeño de AlexNet en el reconocimiento del aspecto afectivo



Nota. El error alcanzado fue de: 0.0001 en 200 épocas.

Para demostrar en el desempeño del entrenamiento de la figura 13, una prueba común en este tipo de algoritmos es el empleo de matrices de confusión con los dos conjuntos de datos (prueba y validación). En la figura 14 se muestran los resultados del conjunto de datos de entrenamiento, de la misma forma en la figura 15 se muestran los resultados del desempeño con el conjunto de datos de validación.

Figura 14. Matriz de confusión de conjunto de datos de entrenamiento

1	2 0.4%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	100% 0.0%
2	0 0.0%	69 14.8%	0 0.0%	2 0.4%	0 0.0%	2 0.4%	94.5% 5.5%
3	0 0.0%	0 0.0%	94 20.2%	0 0.0%	0 0.0%	1 0.2%	98.9% 1.1%
4	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	54 11.6%	2 0.4%	1 0.2%	94.7% 5.3%
5	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	1 0.2%	77 16.5%	0 0.0%	98.7% 1.3%
6	0 0.0%	6 1.3%	3 0.6%	7 1.5%	13 2.8%	132 28.3%	82.0% 18.0%
	100% 0.0%	92.0% 8.0%	96.9% 3.1%	84.4% 15.6%	83.7% 16.3%	97.1% 2.9%	91.8% 8.2%
	1	2	3	4	5	6	
	Target Class						

Nota: Esta matriz de confusión representa el desempeño de la clasificación en 420 imágenes con distintas expresiones faciales (aspecto afectivo), en donde se obtuvo 91.8% de exactitud en la clasificación.

Figura 15. Matriz de confusión de conjunto de datos de validación

2	5 10.9%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	100% 0.0%
3	0 0.0%	15 32.6%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	100% 0.0%
4	0 0.0%	0 0.0%	2 4.3%	0 0.0%	0 0.0%	100% 0.0%
5	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	7 15.2%	0 0.0%	100% 0.0%
6	0 0.0%	1 2.2%	0 0.0%	1 2.2%	15 32.6%	88.2% 11.8%
	100% 0.0%	93.8% 6.3%	100% 0.0%	87.5% 12.5%	100% 0.0%	95.7% 4.3%
	2	3	4	5	6	
	Target Class					

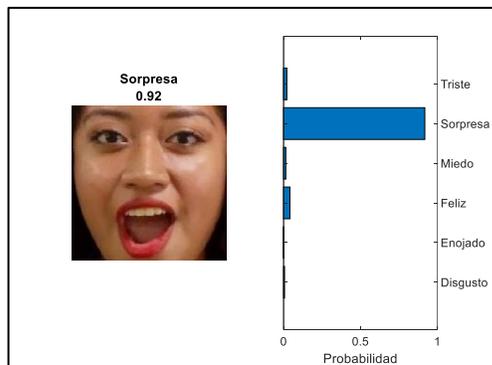
Nota: Esta matriz de confusión representa el desempeño de la clasificación en 46 imágenes con distintas expresiones faciales (aspecto afectivo), en donde se obtuvo 95.7% de exactitud en la clasificación.

Las pruebas fueron reproducidas en base a la estructura del modelo *Alex-Net* expuesto. La exactitud de las pruebas finales fue de 91.84% y 95.65%, en los conjuntos de datos de entrenamiento y validación, respectivamente, esto se muestra en la diagonal principal de las matrices de confusión de las figuras 14 y 15, la cual indica que el método utilizado en este estudio logra una alta tasa de exactitud en la clasificación del aspecto afectivo de estudiantes en el rango de edad de 15 y 29 años.

Ahora bien, para validar los resultados en tiempo real, se construyó una interfaz de usuario, donde se realizaron pruebas eligiendo personas al azar con su respectivo aspecto afectivo. La figura 16 muestra los resultados de una persona con expresión de “Sorpresa”, y a la derecha se muestra en una gráfica de barras los resultados de las probabilidades en la clasificación, donde el valor de pertenencia está en el intervalo [0 - 1], 0 = no pertenece, 1= pertenece.

La tabla 6.4 muestra los resultados de las probabilidades obtenidas en la imagen de entrada de la figura 16, donde la primera columna tiene las etiquetas de cada una de las clases (expresiones faciales), y la segunda columna tiene la probabilidad de pertenencia a cada una de las clases. En la misma tabla se puede observar que la imagen de entrada pertenece a la clase “Sorpresa”, ya que su probabilidad de pertenencia fue mayor, esto se puede ver en la segunda fila de la tabla 3.

Figura 16. Resultados en la clasificación de la expresión “Sorpresa”



Nota. Esta figura muestra la clasificación de la expresión “Sorpresa”, en la cual se muestra en la gráfica de barras que se obtiene 92% (0.92) de exactitud en la clasificación.

Tabla 3. Probabilidades de pertenencia correspondientes a la clasificación de la figura 16

Target	Probabilidad
Tristeza	0.0208
Sorpresa	0.9200
Miedo	0.0143
Felicidad	0.0408
Enojo	0.0001
Disgusto	0.0061

Nota. La probabilidad más alta ocurrió en la expresión “Sorpresa” misma que su valor sobresale en comparación con las demás probabilidades.

Otra prueba de desempeño fue realizada con 16 estudiantes, de acuerdo a su expresión facial y su porcentaje de probabilidad de pertenencia a la clase, los resultados se pueden observar en la figura 17.

Figura 17. Prueba en el desempeño de AlexNet con 16 estudiantes



Nota. Resultados en la clasificación de 16 estudiantes de acuerdo a su expresión facial, en cada una de ellas se muestra en texto la clase y su porcentaje de pertenencia a esa clase.

Aspecto cognitivo

Esta sección aborda el tema relacionado al Aspecto Cognitivo, la cual incluye el análisis de la literatura sobre trabajos relacionados haciendo énfasis en la categorización del estilo de aprendizaje de *Felder-Silverman* y la categorización de contenidos de aprendizaje mediante la taxonomía de *Bloom*. Estas dos características sirven como constructos de entrada para el entorno de aprendizaje adaptativo que genera la ruta de aprendizaje adaptada inteligentemente para el estudiante.

Trabajos relacionados

El comportamiento en el dominio cognitivo, son las habilidades mentales adquiridas mediante el proceso educativo de todo estudiante. Los estilos de aprendizaje han demostrado favorecer las preferencias que tienen los estudiantes al abordar una situación en un medio ambiente de aprendizaje, además, en un nivel universitario, sin duda el tema del aspecto cognitivo es clave en todos los planes y programas de estudio, ya que este aspecto, diferencia estilos de aprendizaje, rasgos cognitivos, motivaciones y conocimiento a priori. Recientemente, ha incrementado la investigación en la detección de características individuales de los estudiantes, su impacto en el aprendizaje, y como esas características se pueden apoyar en sistemas de aprendizaje (Graf et al., 2007). Dichas investigaciones están motivadas por teorías educacionales, las cuales argumentan que, el proveer cursos adaptados a las características individuales del estudiante, hace más fácil el aprendizaje y así, incrementar su desempeño.

Uno de los mayores requerimientos de los entornos educativos (*e-learning*, *m-learning* y LMS) es proveer una interface con contenidos personalizados los cuales se adaptan al estilo de cada estudiante, esto es posible si el estilo de aprendizaje de cada estudiante es conocido. En estudios como el de Kolekar et al. (2017) mapean los estilos de aprendizaje con las categorías del modelo de *Felder-Silverman Learning Style Model* (FSLSM) (Richard Felder y Silverman, 1988), cada

categoría del estudiante es adaptada con contenidos los cuales son aptos para esa categoría, el algoritmo *Fuzzy C-Means* es empleado para agrupar los datos del comportamiento de aprendizaje en categorías FSLSM. En esta misma línea, Sihombing et al. (2020) proponen la personalizan de contenido *e-learning* basado en los estilos de FSLSM. Por otro lado Ouatik et al. (2020) intentan clasificar a los estudiantes en cuatro clases, científico, literario, técnico y original, para esta labor, los autores se enfocan en el empleo de algoritmos de clasificación y herramientas *Big Data*, esto les permite administrar y analizar numerosas bases de datos y modelos de mapas de reducción de datos para procesamiento paralelo, para posteriormente evaluar el desempeño de la clasificación con Redes Neuronales Artificiales, *Naive Bayes* y k-vecinos más cercanos.

El ofrecer contenido de aprendizaje personalizado basado en las preferencias y estilos del estudiante, sigue siendo un reto, Nafea et al. (2019) emplean algoritmos de aprendizaje máquina que combinan la calificación del estudiante con su estilo de aprendizaje obtenido por FSLSM, esto para recomendar un curso de aprendizaje personalizado. Los sistemas de gestión de aprendizaje (LMS) se utilizan en millones de cursos de educación superior a lo largo de varios países y disciplinas, los docentes construyen cursos basados en sus métodos individuales de enseñanza, lo cual no siempre son adecuados para los diferentes estilos de aprendizaje de los estudiantes, el estudio de El-Bishouty et al. (2019) se enfoca en explorar el uso de FSLSM para el diseño de cursos en línea, empleando funciones de transferencia lineal en su modelo para proveer contenido de aprendizaje y retroalimentación.

Por otra parte, Graf (2007) realiza un análisis en profundidad de FSLSM en 207 estudiantes de la universidad de Nueva Zelanda con el fin de proveer una descripción de las características más representativas de las dimensiones de los estilos de aprendizaje. Esta información es especialmente importante cuando la tecnología es incorporada en los estilos de aprendizaje de estudiantes. J. Wang y Mendori (2015) en su estudio validan el instrumento FSLSM, basado en la relación

entre estilos de aprendizaje y desempeño de aprendizaje, para esto analizan 198 cuestionarios FSLSM de estudiantes nativos de China. En su estudio incluyen confiabilidad de consistencia interna, correlación inter-escala y validez de constructos. En la misma línea, Ocampo Botello et al. (2014) verifican la validez y confiabilidad del instrumento de estímulos de aprendizaje FSLSM aplicado en estudiantes de ingeniería del Politécnico Nacional de México y su relación con su edad, género y semestre en curso. En su estudio corroboran la validez y confiabilidad del instrumento aplicado. Los resultados revelan una población de estudiantes con estilos de aprendizaje equilibrados en las dimensiones activo-reflexiva, sensitivo-intuitiva y secuencial-global, además la dimensión activo-reflexiva son las mujeres quienes tienen una tendencia a adoptar un estilo más activo que reflexivo, mientras que los hombres muestran equilibrio en ambos estilos.

Estilos de aprendizaje

El campo de estilos de aprendizaje es complejo, existe una gran variedad de modelos de estilos de aprendizaje en la literatura, cada propuesta difiere en la descripción y clasificación de tipos de aprendizaje, Coffield et al. (2004) identificaron 71 modelos de estilos de aprendizaje y los categorizaron en 13 con respecto a su importancia teórica.

Hasta la fecha no hay una definición concreta del término “Estilo de Aprendizaje”. Honey y Mumford (1992) definieron los estilos de aprendizaje como “una descripción de actitudes y comportamientos los cuales determinan las preferencias individuales para aprender”. R. M. Felder (1996) definió los estilos de aprendizaje como “características y preferencias que tienen los estudiantes en la manera que ellos toman y procesan la información”. James y Gardner (1995) mencionan con mayor precisión que los estilos de aprendizaje son la “forma compleja en la cual bajo ciertas condiciones los estudiantes de forma más eficiente perciben, procesan, almacenan y recuerdan lo que intentan aprender”.

Dependiendo de la idea, el significado de estilos de aprendizaje puede tener otras connotaciones tales como “estrategia de aprendizaje” o “estilo cognitivo” y pueden ser empleadas en el mismo contexto. Las estrategias de aprendizaje pueden ser vistas como métodos a corto plazo que los estudiantes aplican en situaciones particulares, esas estrategias pueden cambiar con el tiempo, el profesor, el tema de estudio y la situación. La siguiente sección presenta algunos modelos de estilos de aprendizaje más comunes.

Modelos de estilos de aprendizaje comunes

Existen un gran número de modelos existentes en la literatura, esta sección describe seis modelos de estilos de aprendizaje más conocidos, basados en Coffield et al. (2004) incluyendo la importancia teórica, su uso generalizado y su influencia en otros modelos de estilos de aprendizaje. Adicionalmente, la aplicabilidad de los modelos de estilos de aprendizaje en la tecnología fue considerada como criterio importante, se incluyen modelos implementados en sistemas existentes y modelos con potencial para ser empleados.

Tipos de personalidad de finidos por Myers-Briggs

El Indicador de Tipo Myers-Briggs (MBTI, por sus siglas en inglés) (Myers, 1962) es un test de personalidad y no está enfocado específicamente en aprendizaje. No obstante, la personalidad de un alumno influye en su forma de aprender y, por tanto, MBTI incluye importantes aspectos a tomar en cuenta para el aprendizaje. Basado en la teoría de (Jung, 2016), el MBTI distingue el tipo de persona de acuerdo a cuatro dicotomías: extroversión/introversión, sensación/intuición, pensar/sentir, y juzgar/percibir. Todas las posibles combinaciones pueden ocurrir, lo cual resulta en un total de 16 tipos.

La dimensión extrovertido e introvertido hacen referencia a la orientación de la persona. El estudiante con actitud extrovertida prefiere estar alrededor de otras

personas o cosas, el estudiante introvertido prefiere enfocarse en sus propias ideas o pensamientos. La sensación e intuición tratan con la manera en que los estudiantes perciben los datos. El estudiante sensitivo prefiere percibir datos mediante sus cinco sentidos, el estudiante intuitivo usa su intuición y prefiere percibir datos desde el inconsciente. El juicio basado en los datos percibidos puede ser distinguido entre pensar y sentir. Pensar significa que el juicio está basado en conexiones lógicas tales como “verdadero o falso” y “si-entonces”, mientras que los sentimientos se refieren a evaluaciones mediante descriptores lingüísticos tales como “más o menos” y “mejor-peor”, sin embargo, el juicio y las decisiones ambas están basadas en consideraciones racionales. La última dicotomía describe al estudiante cuando es más extrovertido en función de la dureza de su juicio o en la función de percepción. Los estudiantes que juzgan prefieren avanzar paso a paso. Los estudiantes perceptivos tienen una preferencia por estar abiertas a todas las opciones, y tienden a ser más flexibles.

La versión estándar de MBTI consta de un formulario de 93 *items*, también existe una versión abreviada de 50 *items*. El instrumento incluye una serie de preguntas relacionadas a las cuatro escalas bipolares, calcula el tipo de personalidad basándose en las respuestas.

Modelo de Pask Serialista/Holista/Versatilista

Pask estudio patrones de conversación entre estudiantes para identificar distintos estilos de aprendizaje. Diferentes patrones para diseño, planeación y organización de ideas fueron investigados, como resultado, identificó tres tipos de estudiantes mencionados a continuación (Pask, 1976).

Los estudiantes “serialistas” que usan la estrategia serial de aprendizaje, ellos tienden a concentrarse más en los detalles y procedimientos antes de conceptualizar una imagen en general. Típicamente trabajan desde procesos iniciales y avanzan paso a paso en secuencia lineal, y se concentran en partes ordenadas de información, también tienden a ignorar relevantes conexiones entre

temas, lo cual puede ser visto como una debilidad. En contraste, el estudiante con estilo “holista” tiende a concentrarse en la construcción de amplias descripciones, también se enfocan en distintos aspectos complejos del tema principal y relacionan la información por niveles. Son buenos construyendo conexiones entre aspectos teóricos, prácticos y personales, los estudiantes holísticos no se enfocan en los detalles, lo cual puede ser visto como una deficiencia. Por otro lado, estudiantes “versátiles” emplean ambas, tanto estrategias seriales como holísticas. Ellos tienen un enfoque global y detallado y logran sus metas comprendiendo el tema con detalle y profundidad. Pask desarrolló el test *Spy Ring History Tests* (Pask, 1975; Pask y Scott, 1973), dicho test miden el estilo serial, holístico y versátil.

Enfoque de aprendizaje profundo, superficial y estratégico de Entwistle

La investigación conducida por Entwistle y sus colegas (Entwistle, 2013; Entwistle et al., 2014) se enfocó en lo referente a las intenciones, objetivos y motivaciones de estudiantes en su estilo de aprendizaje. El modelo está basado en la investigación de (Myers, 1962; Pask, 1976), y distingue entre tres enfoques de estilos de aprendizaje: estudiantes con enfoque de “aprendizaje profundo” están intrínsecamente motivados y tienen la intención de entender las ideas por ellos mismos. Ellos aprenden relacionando ideas por previo conocimiento y experiencia, buscando patrones y evidencias para relacionarlas y llegar a una conclusión. En contraste, estudiantes quienes aplican “aprendizaje superficial” están extrínsecamente motivados y enfocados meramente en los requerimientos del curso. Ellos tratan el contenido del curso como partes sin relación de conocimiento, intentan identificar aquellos elementos del curso que tienen semejanzas y se enfocan en memorizar esos detalles. Por otra parte, los estudiantes con enfoque “estratégico de aprendizaje” combinan el aprendizaje profundo y superficial, con el fin de lograr los mejores resultados. Ellos ponen consistente esfuerzo en estudiar, administrar el tiempo de forma efectiva, encontrar las condiciones y materiales adecuados de estudio.

Para medir estos enfoques, varias versiones de un cuestionario han sido desarrollados, tales como: *Approaches to Studying Inventory* (ASI) (Ramsden y Entwistle, 1981), *Course Perception Questionnaire* (CPQ), y *Revised Approaches to Studying Inventory* (RASI) (Entwistle y Tait, 1994).

Modelo de estilos de aprendizaje de Kolb

La teoría de estilos de aprendizaje de Kolb (1984) está basado en teoría experiencial, la cual modela el proceso de aprendizaje e incorpora el rol importante de la experiencia en este proceso. Esta teoría de aprendizaje está concebida como un ciclo de cuatro niveles. La experiencia es la base para las observaciones y reflexiones, esas observaciones son la base para implementación de los conceptos en nuevas situaciones. De acuerdo a esta teoría, los estudiantes necesitan cuatro habilidades para un aprendizaje efectivo: habilidades de experiencia concretas, habilidades de observación reflexiva, habilidades de conceptualización abstracta, y habilidades de experimentación activa. Una examinación más cercana, se encuentran dos dimensiones polares opuestas: concreto/abstracto y activo/reflexivo. Kolb (1981) describió como resultado que las características hereditarias, experiencias pasadas en la vida, y demandas del entorno presente, ocasionan el desarrollo de estilos de aprendizaje que enfatizan algunas capacidades de aprendizaje sobre otras. Basado en esta premisa, Kolb identifico cuatro tipos de estilos de aprendizaje.

Convergentes: sus capacidades dominantes son conceptualizaciones abstractas y experimentación activa, sin embargo, su fortaleza está en la aplicación práctica de ideas.

Divergentes: sobresalen en los lados opuestos de las dos dimensiones de los convergentes, es decir, se basan en la experimentación concreta y observación reflexiva. Ellos son buenos visualizando situaciones concretas en diferentes perspectivas.

Asimiladores: sobresalen en conceptualización abstracta y observación reflexiva. Su fortaleza está en la creación de modelos teóricos. Son buenos en razonamiento inductivo.

Acomodadores: tienen una fortaleza opuesta a los Asimiladores. Su capacidad dominante es experiencia concreta y experimentación activa. Su principal capacidad está en hacer cosas activamente, llevando a cabo planes y experimentos e involucrándose en nuevas experiencias.

Para identificar los estilos de aprendizaje basados en el modelo de Kolb, se emplea el *Learning Style Inventory* (LSI) que fue desarrollado por (D. A. Kolb, 1984) y revisado varias veces. La versión actual del LSI (A. Y. Kolb, 2005) emplea reactivos de opción múltiple para valorar las preferencias de aprendizaje individual (Experiencia Concreta, Observación Reflexiva, Conceptualización Abstracta, y Experimentación Activa).

Modelo de estilos de aprendizaje de Honey y Mumford

El modelo de estilos de aprendizaje de (P Honey y Mumford, 1982) están basado en la teoría experiencial de D. A. Kolb (1984). Honey y Mumford establecieron que las similitudes entre su modelo y el de Kolb, son mayores que las diferencias. En el modelo de Honey y Mumford los tipos de estilos de aprendizaje son llamados: Activo (similar al Acomodador), Teórico (similar al Asimilador), Pragmático (similar al Convergente), y Reflexivo (similar al Divergente). El Activo se involucra el mismo en nuevas experiencias, son entusiastas acerca de nuevas cosas, y aprender mejor con actividades dinámicas. El Teórico sobresale adaptándose e integrándose en observaciones dentro de teorías. Ellos necesitan modelos, conceptos, y hechos con el fin de participar en el proceso de aprendizaje. El Pragmático está interesado en aplicar lo aprendido al mundo real. A ellos les gusta probar y experimentar ideas, teorías, y técnicas para ponerlas en marcha en la práctica. Al Reflexivo le gusta observar las experiencias de otras personas desde diferentes perspectivas y reflexionar a fondo sobre ellas antes de llegar a una conclusión.

El *Learning Style Questionnaire* (LSQ), es un instrumento para identificar los estilos de aprendizaje basados en Honey y Mumford, fue desarrollado en 1982 (P Honey y Mumford, 1982), revisado en 1992 (Peter Honey y Mumford, 1992), reemplazado en el 2000 (Peter Honey y Mumford, 2000), y finalmente revisado otra vez en 2006 (P Honey y Mumford, 2006). Existen dos versiones del LSQ, uno de 80 *items*, y otro de 40 *items*.

Estilos de Aprendizaje de Felder-Silverman - Felder-Silverman Learning Style Model (FSLSM)

El identificar los estilos de aprendizaje, aunque controversiales han demostrado favorecer las preferencias que tienen los estudiantes al abordar una situación en un medio ambiente de aprendizaje, y con ello ponderar las diferentes representaciones en los diseños de actividades de aprendizaje.

El modelo de estilos de aprendizaje de (Richard Felder y Silverman, 1988) esta caracterizado por valores en cuatro dimensiones basadas en estilos de aprendizaje, y pueden ser vistas independientemente una de otra. Estas dimensiones muestran como los estudiantes prefieren procesar (activo/reflexivo), percibir (sensitivo/intuitivo), recibir (verbal/visual), y comprender (secuencial/global) la información. Estas dimensiones no son nuevas en el campo de los estilos de aprendizaje, lo novedoso es la forma en cómo se describe el estilo de aprendizaje de un estudiante. La mayoría de los modelos de estilos de aprendizaje tales como (Gregorc, 1982; P Honey y Mumford, 1982; D. A. Kolb, 1984; Myers, 1962) incluyen dos o más dimensiones que se derivan estadísticamente.

Para identificar los estilos de aprendizaje FSLSM, Felder y Soloman desarrollaron un índice de estilos de aprendizaje llamado *ILS* (por sus siglas en inglés – *Index Learning Styles*), que consiste de un cuestionario de 44 *items* empleando escalas desde +11 a -11 con pasos de +/-2 para cada dimensión. Esas escalas facilitan la descripción de las preferencias en los estilos de aprendizaje con mayor detalle. Adicionalmente, el uso de escalas permite expresar un balance entre

preferencias, indicando que el estudiante no tiene una específica preferencia por una u otra dimensión, además, Felder-Silverman consideran los resultados en las preferencias como tendencias, indicando que, aunque un estudiante tenga una fuerte preferencia por un estilo en particular, puede en ocasiones actuar de manera diferente.

La dimensión “activa/reflexiva” es análoga a la respectiva dimensión en el modelo de D. A. Kolb (1984). Estudiantes activos aprenden mejor trabajando activamente con su material, aplicándolo y probando cosas, además ellos tienden a ser más interesados en comunicarse con otros y prefieren aprender trabajando en grupos donde ellos puedan discutir acerca del material de aprendizaje proporcionado. En contraste, los alumnos reflexivos prefieren pensar y reflexionar acerca del material de enseñanza proporcionado, también, ellos prefieren trabajar solos o en pequeños grupos.

La dimensión “sensitiva/intuitiva” es tomada del indicador de Myers (1962) y también tiene similitudes a la dimensión sensitiva/intuitiva del modelo de D. A. Kolb (1984). Estudiantes con un estilo de aprendizaje sensitivo les gusta aprender hechos a partir de material de aprendizaje concreto, usando sus experiencias sensoriales de cosas particulares como fuente primaria. A ellos les gusta solucionar problemas con enfoques comunes, y también tienden a ser más pacientes con los detalles, además estudiantes sensitivos son considerados más realistas y sensibles, tienden a ser prácticos y relacionar el material de enseñanza con el mundo real. En contraste, estudiantes intuitivos prefieren como fuente de aprendizaje material abstracto, tal como teorías y sus subyacentes significados con principios generales en lugar cosas concretas. Por lo tanto, obtienen mejores resultados en las pruebas abiertas que en las pruebas con una respuesta única a un problema. Esta dimensión difiere del activo/reflexivo en un aspecto importante: la dimensión sensitiva/intuitiva trata con fuentes de información preferida, la cual para ellos es fácil interpretar, y el activo/reflexivo transforma la información en conocimiento.

En la tercera dimensión “visual/verbal” se encuentran los estudiantes quienes recuerdan mejor lo que ellos han visto, por ejemplo: fotografías, diagramas, graficas de flujo, entre otras, independientemente del hecho si son escritas o habladas.

En la cuarta dimensión, los estudiantes se distinguen entre maneras de comprender “secuencial y global”. Esta dimensión está basada en el estilo de aprendizaje del modelo (Pask, 1976) donde se hace referencia a estudiantes que aprenden por secuencias y a estudiantes que aprenden de forma global u holística. Los estudiantes secuenciales aprenden en pasos con pequeños incrementos y por lo tanto el progreso de aprendizaje es lineal. Estos estudiantes tienden a seguir rutas escalonadas en la búsqueda de soluciones. En contraste, estudiantes con estilo global emplean proceso de pensamiento holístico y aprenden con grandes saltos. Ellos tienden a absorber el material de aprendizaje casi de una manera aleatoria, es decir sin tomar en cuenta conexiones, pero después de que han aprendido el material suficiente, logran tener un panorama general de todo el contenido. Son capaces de resolver problemas complejos y en formas novedosas, sin embargo, tienen dificultades para explicar como lo han hecho.

Implicaciones en los estilos de aprendizaje en la educación

Distintos investigadores y teóricos educativos consideran a los estilos de aprendizaje como un importante factor en el proceso de aprendizaje, y coinciden que con su incorporación tiene un gran potencial para hacer más fácil el aprendizaje en los estudiantes. Además, Felder (Richard Felder, 1996; Richard Felder y Silverman, 1988) argumenta que los estudiantes con una fuerte preferencia por un estilo específico podría tener dificultades en su aprendizaje si su estilo no es apoyado en entornos de enseñanza adecuados. Así, desde un punto de vista teórico se puede argumentar que la incorporación de los estilos hace más fácil el aprendizaje para los estudiantes e incrementa su eficiencia. Por otro lado, estudiantes que no están apoyados en entornos de aprendizaje acordes a su estilo pueden experimentar problemas en su proceso. El conocimiento acerca de los

estilos de aprendizaje ayuda a los estudiantes a entender porque a veces es difícil para ellos este proceso, también permite identificar y superar sus debilidades.

Taxonomía de Bloom

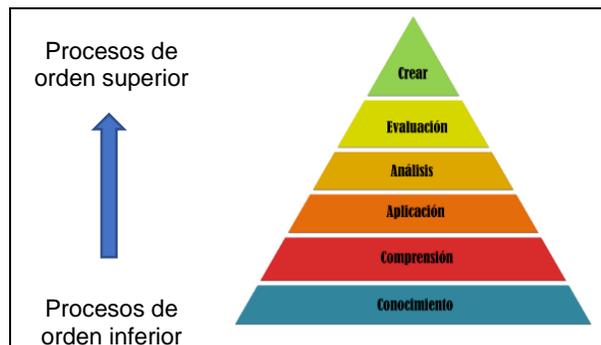
La taxonomía de objetivos educativos es un esquema para clasificar las metas, objetivos y estándares. Esta provee una estructura organizacional que permite el entendimiento de lo que esperamos o pretendemos que los estudiantes aprendan como resultado de la enseñanza. En la Universidad de Chicago (Benjamin Samuel Bloom, 1956) con la ayuda de un grupo de especialistas en medición iniciaron la idea de crear un marco de trabajo como medio para facilitar el intercambio de elementos de exámenes entre distintas universidades, con el fin de crear un banco de elementos, cada uno de ellos mide el mismo objetivo educativo. La primera versión fue publicada en 1956 con el título, *Taxonomy of Educational Objectives: The Classification of Educational Goals. Handbook I: Cognitive Domain* (Benjamin S Bloom et al., 1956a). La taxonomía provee un cuidadoso desarrollo de las definiciones para cada una de las seis categorías y subcategorías en el dominio cognitivo: conocimiento, comprensión, aplicación, análisis, síntesis, y evaluación. Uno de los usos más frecuentes de la taxonomía ha sido clasificar objetivos curriculares y elementos en exámenes, esto con el fin de mostrar la amplitud o falta de amplitud de los objetivos y elementos en las categorías. Los objetivos describen los resultados de la propuesta de aprendizaje y están usualmente en términos del contenido de algún tema o materia. Así, las declaraciones de los objetivos típicamente consisten de un “nombre” o “nombre frase” relacionado al contenido de la materia, y un “verbo” o “verbo frase” que representa el proceso cognitivo. El verbo representa la definición dada para el “conocimiento” donde se espera que el estudiante sea capaz de recordar o reconocer. Esto trajo unidimensionalidad para el marco de trabajo, sin embargo, el costo de la categoría “conocimiento” era dual, y por tanto, diferente de las otras categorías taxonómicas. Esta taxonomía casi siempre ha mostrado tener un fuerte énfasis en objetivos que requieren únicamente

reconocer o recordar la información. Esta anomalía fue estudiada y eliminada en durante la década de 1990, por un nuevo grupo de psicólogos cognitivos, liderados por Lorin Anderson (un antiguo alumno de Bloom), que actualizó la taxonomía reflejando la relevancia del trabajo en el siglo XXI (Krathwohl, 2002), permitiendo dos aspectos, el nombre y verbo, para formar dos dimensiones separadas, el nombre provee las bases para el conocimiento y el verbo forma la base para la dimensión del proceso cognitivo.

En la versión actualizada de la taxonomía, el hecho que cualquier objetivo puede ser representado en dos dimensiones, inmediatamente surgió la posibilidad de construir una tabla de dos dimensiones, donde la Dimensión “Conocimiento” está en el eje vertical de la tabla, y el proceso cognitivo en el eje horizontal. Las intersecciones del conocimiento y categorías del proceso cognitivo, están formadas por cada celda de la tabla, consecuentemente, cualquier objetivo puede ser clasificado en la tabla de taxonomía en una o más celdas que correspondan con la intersección de la columna apropiada para categorizar el “verbo”, y la fila apropiada, para categorizar el “nombre”.

El comportamiento en el dominio cognitivo son las habilidades mentales adquiridas al final del proceso educativo del estudiante. Este comportamiento fue clasificado en seis niveles que reflejan diferentes tipos de pensamientos, y van de procesos de orden inferior (simples o concretos) hasta procesos de orden superior (complejos o abstractos) estos niveles son: conocer, comprender, aplicar, analizar, evaluar, y crear; mismos que pueden ver en la figura 18.

Figura 18. Niveles de abstracción en taxonomía de Bloom



Nota. Niveles de abstracción en la taxonomía de Bloom.

El papel del docente es intentar que los alumnos asciendan en la taxonomía a medida que avanzan en sus conocimientos. Desafortunadamente en las instituciones de educación superior es muy frecuente la redacción de exámenes que evalúan los conocimientos de los estudiantes sin tomar en cuenta los niveles de abstracción. Sin embargo, para crear estudiantes pensadores en lugar de estudiantes que simplemente recuerden la información, es necesario incorporar niveles graduales de abstracción en los exámenes de los planes y programas de estudio.

Estas categorías en la taxonomía de Bloom, son empleadas en la presente propuesta de tesis para construir una ruta de aprendizaje basada en el aspecto cognitivo del estudiante, la taxonomía de Bloom se emplea para agrupar actividades acordes al estilo de aprendizaje del estudiante obtenido por el modelo de estilos de aprendizaje de Felder-Silverman.

4.1.3 Análisis exploratorio de datos obtenidos por los instrumentos

Esta sección presenta un análisis de los datos obtenidos por los instrumentos EAAIENS y ESCELOC, donde se muestra una exploración de forma sistemática con las herramientas Matlab 2021 y Atlas.Ti 7, esto con el fin de encontrar información relevante relacionada a los conceptos, ideas y puntos de vista y como se relacionan

entre sí, al mismo tiempo, verificar si están unidos en el discurso por los sujetos encuestados. De la misma forma, este análisis busca encontrar información que permita reflexionar y entender los elementos del proceso enseñanza aprendizaje del modelo educativo presencial que mudaron a la nueva modalidad virtual por el confinamiento ocasionado por la Covid-19, igualmente, este análisis posibilita determinar: unidades de análisis, categorización abierta, codificación, categorización axial, agrupación de categorías, y una codificación selectiva que permita construir una teoría fundamentada.

Lo anterior tiene la finalidad de evidenciar la importancia de desarrollar un entorno de Aprendizaje Adaptativo Inteligente basado en una plataforma de software tecno-pedagógica que permita mejorar el aprovechamiento de los estudiantes que cursan la asignatura “Inteligencia Artificial” en la carrera de ingeniería en computación de octavo semestre de la Unistmo.

El análisis exploratorio es un paso imprescindible para comprender los datos con los cuales se va a trabajar, el análisis tiene el objetivo de desarrollar un entendimiento que permite encontrar ideas que sirvan para refinar las respuestas a las interrogantes, visualizando, transformando y modelando los datos. Este análisis, inicia con la aplicación de nube de palabras a los dos instrumentos, posteriormente se emplea el algoritmo de Asignación Latente de *Dirichlet* el cual permite analizar: bi-gramas, tri-gramas, tetra-gramas y penta-gramas. Posteriormente se hace uso de matrices de coocurrencia, y finalmente análisis por *items* de control. El análisis está acompañado de estadística descriptiva, donde se realizan cálculos como: frecuencias, desviación estándar, varianza, covarianza, media, moda, mediana, máximo y mínimo. También, se muestran los datos en forma tabular y graficas de nube de palabras.

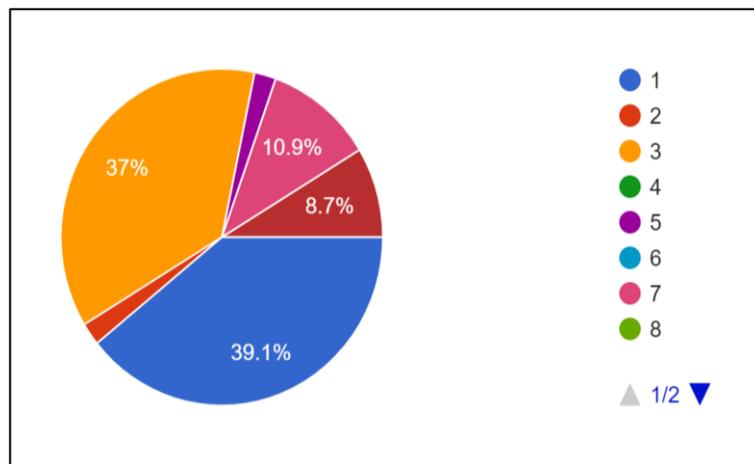
En la indagación cualitativa, se deben buscar formas inclusivas para descubrir la visión de los múltiples participantes. La figura 19 muestra la participación por semestre de la población de la comunidad estudiantil de la Unistmo la cual está

conformada por 52 estudiantes de la carrera de ingeniería en computación desde primero hasta octavo semestre.

El análisis exploratorio del instrumento EAAIENS se realiza tomando en cuenta los *items* de control, los cuales se pueden observar en la última columna de la tabla 4.

El análisis exploratorio del instrumento ESCELOC se realiza con la información obtenida por 2 preguntas abiertas que buscan recuperar información acerca de los aspectos positivos y negativos al finalizar el ciclo escolar del curso de emergencia en línea 2019 -2020A.

Figura 19. Participación por semestre de la población de la comunidad estudiantil de la Unistmo



Nota. Porcentaje de participación de los estudiantes de la carrera ingeniería en computación desde primero hasta octavo semestre.

Nubes de palabras

La información obtenida de los instrumentos EAAIENS y ESCELOC, se compone de una gran cantidad de texto y mientras más organizada se tenga, será mucho mejor su interpretación. Una nube de palabras, o también conocida como nube de *tags* permite una representación gráfica de etiquetas donde resalta de tamaño más grande las palabras (o conjunto de palabras) que aparecen con más frecuencia y

Tabla 4. Categorías de análisis de la encuesta

Categorías de análisis	Cantidad de preguntas	Localización de ítems en el instrumento	Pregunta de control
1. Opinión personal sobre las clases en línea	13	Pregunta 1.1 a 1.13	1.1
2. Confianza	5	Pregunta 2.1 a 2.5	2.1
3. Percepción (conocimiento)	4	Pregunta 3.1 a 3.4	3.4
4. NTIC (sensitivas - relacionadas a los sentidos)	8	Pregunta 4.1 a 4.8	4.2
5. De contraste	4	Pregunta 5.1 a 5.4	5.4
6. De la pandemia Covid-19	2	Pregunta 6.1 a 6.2	6.2
7. De simulación	2	Pregunta 7.1 a 7.2	7.2
8. De Aprendizaje Adaptativo e Inteligencia Artificial	7	Pregunta 8.1 a 8.7	8.6

Nota. esta tabla muestra las categorías de análisis del instrumento, así como también la cantidad de preguntas y la pregunta control.

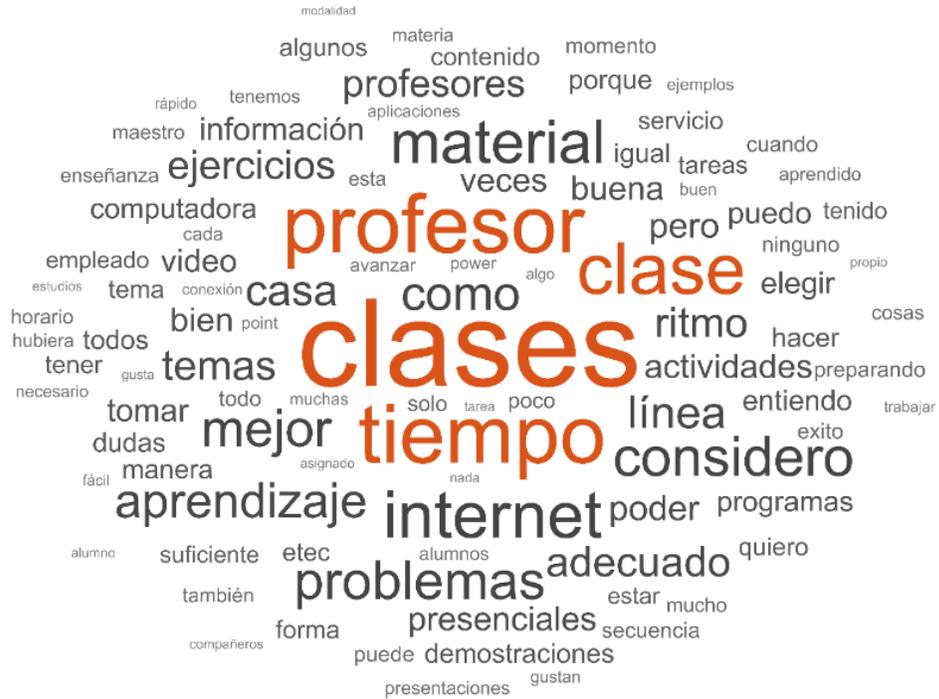
Tabla 5. Preguntas del instrumento ESCELOC

Numero	Pregunta
Pregunta 1	¿Cuáles fueron los aspectos positivos de tus cursos de aprendizaje de emergencia en línea, de modo síncrono?
Pregunta 2	¿Cuáles fueron los aspectos negativos de tus cursos de aprendizaje de emergencia en línea, de modo síncrono?

Nota. Dos preguntas en el instrumento ESCELOC que permiten captar aspectos positivos y negativos en el curso de emergencia en línea.

las que aparecen que con menor frecuencia con tamaño más pequeño. Este tipo de gráfica facilita la identificación de palabras o conjunto de palabras más significativas, es un recurso extremadamente útil al iniciar un análisis exploratorio dentro de una gran cantidad de texto en una investigación de tipo cualitativo. La figura 20 muestra la nube con las palabras con mayor frecuencia de los instrumentos EAAIENS y ESCELOC.

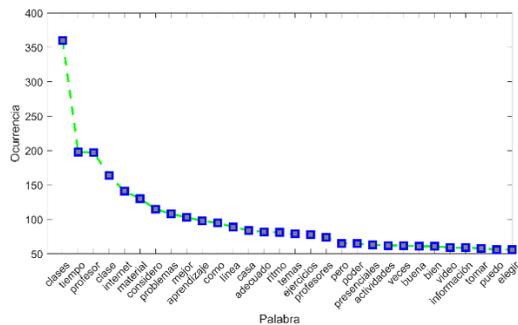
Figura 20. Nube con las palabras con mayor frecuencia de los instrumentos EAAIENS y ESCELOC.



Nota. Las palabras que más menciona la población participante son: clases, profesor, y tiempo.

Aunado a esto, la figura 21 muestra el histograma de las palabras que aparecen con mayor frecuencia, esto se resume en la tabla 6, donde resaltan las palabras: *clases*, *tiempo*, y *profesor*.

Figura 21. Histograma de las palabras que aparecen con mayor frecuencia



Nota. Acumulado de las palabras que ocurrieron con mayor frecuencia.

También, el histograma de la figura 6.20, muestra la acumulación de las palabras con menor ocurrencia, por ejemplo: *elegir, puedo, tomar*.

Tabla 6. Palabras con mayor frecuencia

Palabra	Frecuencia	Palabra	Frecuencia
clases	360	temas	79
tiempo	198	ejercicios	78
profesor	197	profesores	74
clase	164	pero	65
internet	141	poder	65
material	130	presenciales	63
considero	115	actividades	62
problemas	108	veces	62
mejor	103	buena	61
aprendizaje	98	bien	61
como	95	video	59
línea	89	información	59
casa	84	tomar	58
adecuado	82	puedo	56
ritmo	81	elegir	56

Nota. se muestran las palabras que ocurrieron con mayor frecuencia al inicio de la tabla, y las de menor frecuencia al final de la tabla.

Así pues, un análisis estadístico de los datos obtenidos previamente se puede observar en la tabla 7, donde se realizan los siguientes cálculos: máxima, media, mínimo, mediana, moda, desviación estándar y varianza.

Tabla 7. Cálculos estadísticos de los datos obtenidos por nube de palabras

Resultados estadísticos	
Máximo	360
Media	33.2579365
Mediana	23
Mínimo	11
Moda	12
Desviación estándar	34.4671582
Varianza	1187.985

Nota. Cálculos estadísticos de los datos obtenidos por la nube de palabras, donde se muestran: máximos, mínimos, media, mediana, moda, y desviación estándar.

El presente análisis se realizó tomando en cuenta los instrumentos EAAIENS y ESCELOC, donde se puede ver claramente que los conceptos que ocurren con

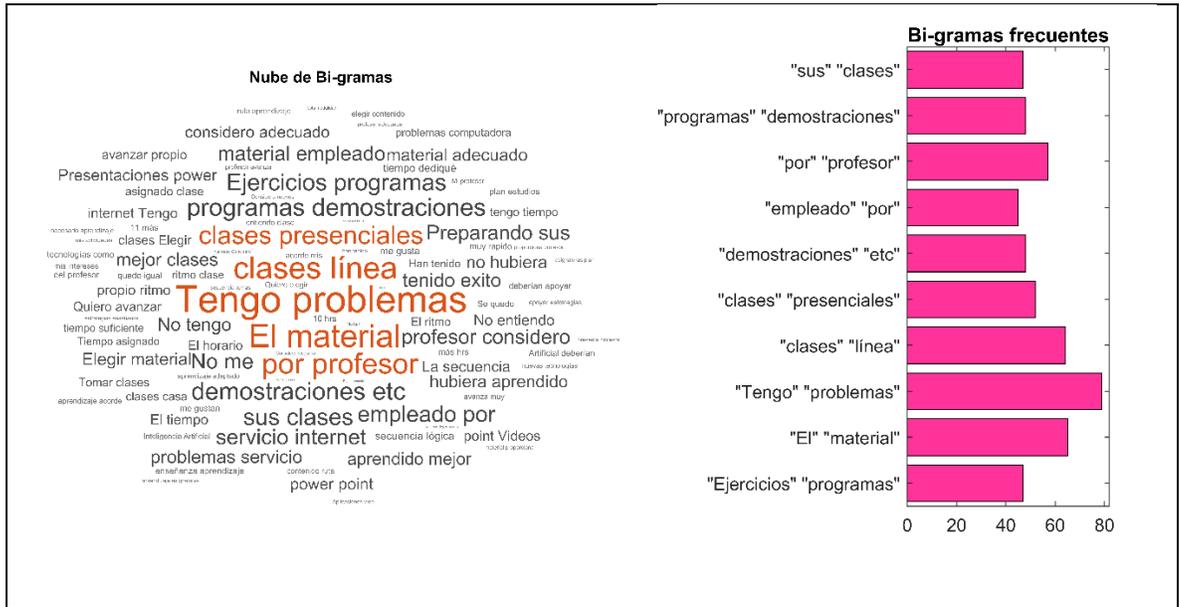
mayor frecuencia son: *clases, tiempo, profesor, internet, material, problemas, aprendizaje, y ritmo*. Este análisis ofrece un primer acercamiento a las ideas más importantes considerados por la población encuestada en relación con la experiencia en la migración a la nueva modalidad virtual por el confinamiento ocasionado por la Covid-19.

Al analizar palabras individuales, en algunos casos no es posible distinguir entre diferentes categorías, es decir, ninguna palabra significa nada si no está rodeada de otras, o como lo dice el principio de Firth “conocerás unas palabras por sus compañeras” (Jelodar et al., 2019), para esto, se emplea el algoritmo de Asignación Latente de *Dirichlet*, en cual se explica en la siguiente sección.

Bi-gramas

Los Bi-gramas permiten resaltar pares de conceptos obtenidos por la población encuestada, estos conceptos representan las ideas más simples formadas por dos palabras. De una total de 7,723 bi-gramas detectados por LDA, la figura 22 muestra los 10 primeros bi-gramas que aparecen con mayor frecuencia, donde resaltan los conceptos “tengo-problemas”, “clases-línea”, “clases-presenciales”, “programas-demostraciones”. Aquí se puede comenzar a deducir de manera parcial que, la población encuestada resalta la problemática que enfrentan relacionada al contenido pedagógico abordado en sus asignaturas.

Figura 22. Nube de bi-gramas más frecuentes.

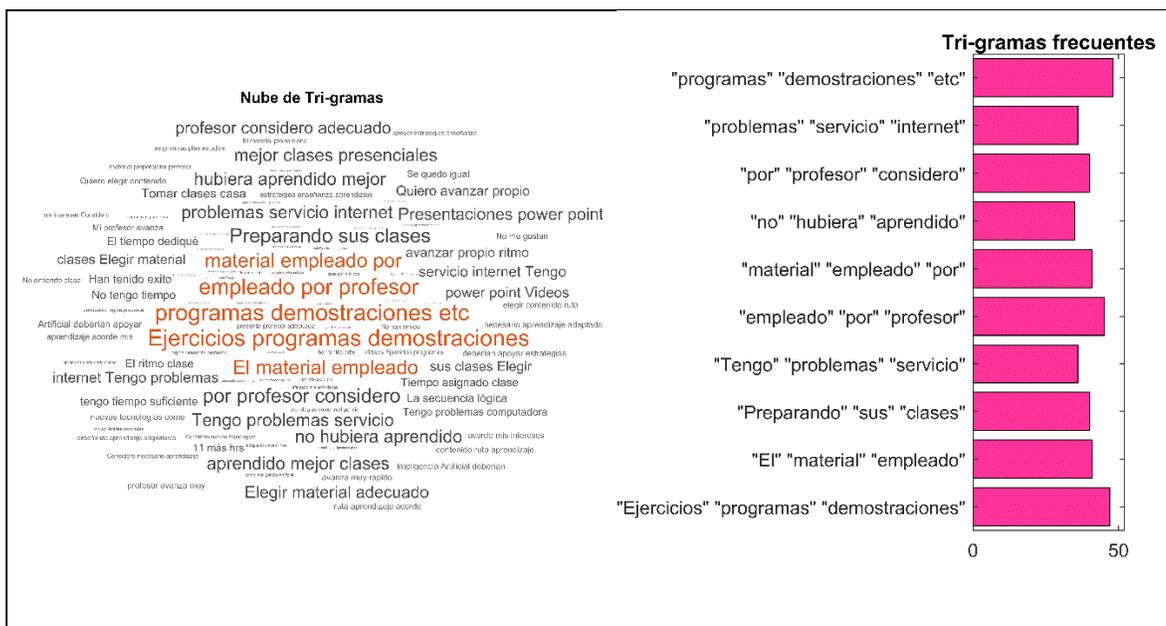


Nota: se resalta que el bi-grama "Tengo problemas" ocurrió con mayor frecuencia (80 veces).

Tri-gramas

Los tri-gramas son estructuras formadas por tres palabras, estas permiten detectar semánticamente los puntos de vista de los encuestados con mayor detalle. De un total de 7,110 tri-gramas localizados con el algoritmo LDA, en la figura 23 se muestran los 10 que aparecen con mayor frecuencia, además, se puede observar que resaltan los tópicos "programas-demostraciones-etc", "ejercicios-programas-demostraciones", "problemas-servicio-internet", esta información es un primer acercamiento que resalta la importancia del material pedagógico como factor importante para los estudiantes en cuanto a la experiencia en la migración la modalidad enseñanza y aprendizaje en línea. En otras palabras, es evidente el manifiesto que el contenido empleado en las asignaturas es un tema de interés general.

Figura 23. Nube de tri-gramas más frecuentes.

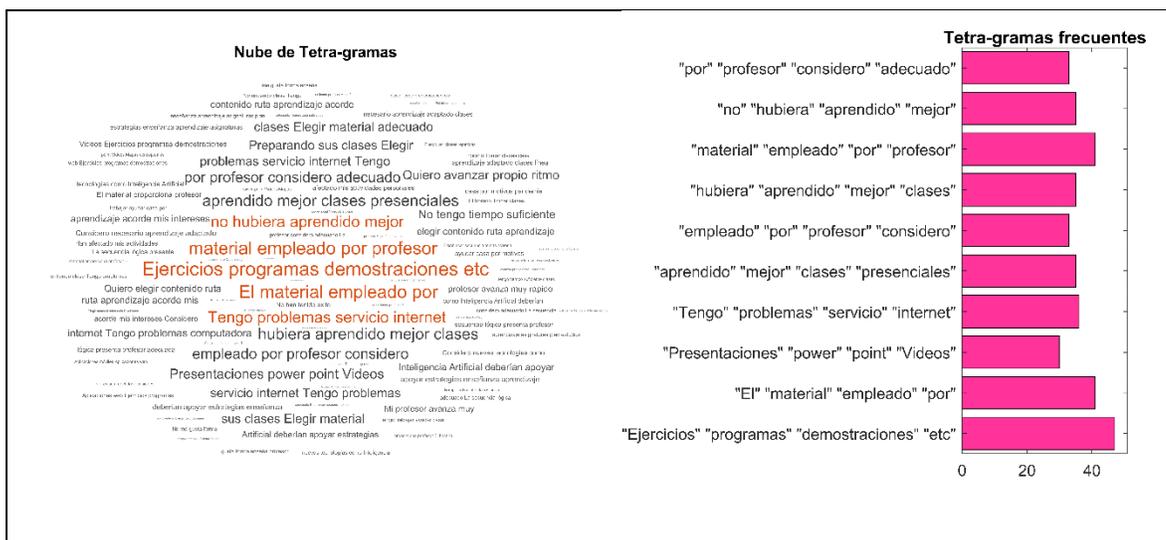


Nota. el tri-grama con mayor ocurrencia fue “ejercicios-programas-demostraciones”, lo cual indica que para los estudiantes el material pedagógico fue un factor importante.

Tetra-gramas

Los tetra-gramas a diferencia de los bi-gramas y tri-gramas son estructuras construidas con cuatro palabras. Por su estructura, los tetra-gramas proporcionan mayor información en comparación con los bi-gramas y tri-gramas. Con la información de los instrumentos EAAIENS y ESCELOC se obtuvo un total de 5,856 tetra-gramas, la figura 24 muestra los primeros diez los tetra-gramas que aparecen con mayor frecuencia. Cabe hacer mención que dichos tetra-gramas presentan información relacionada a los bi-gramas y tri-gramas, donde claramente se puede observar que los tetra-gramas resaltan aspectos relacionados con: “problemas-servicio-internet”, “material-empleado-por-profesor”, “preferencia-por-clases-presenciales”, “contenido-personalizado-actividades-línea”. De la misma forma, se puede observar que la población encuestada resalta la necesidad del empleo de nuevas tecnologías como apoyo de aprendizaje adaptado acorde a los intereses individuales.

Figura 24 Nube de tetra-gramas más frecuentes

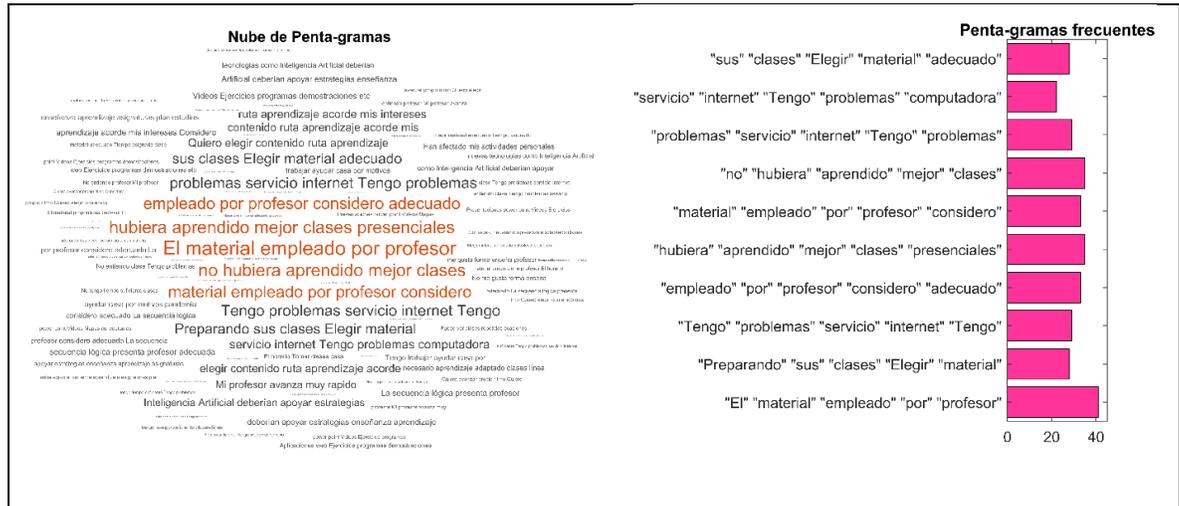


Nota. El tetra-grama más relevante tiene una relación directa con el material pedagógico empleado por el docente.

Penta-gramas

Los penta-gramas son estructuras formadas por cinco palabras, en la búsqueda de códigos y unidades de análisis, los penta-gramas proporcionan información relevante acerca de distintos puntos de vista o distintos enfoques de la población encuestada. Con esta estructura se obtuvieron 4,712 penta-gramas, en la figura 25 se muestran los diez tópicos que aparecen con mayor frecuencia.

Figura 25. Nube de penta-gramas más frecuentes.



Nota. En el análisis por LDA con penta-gramas la población encuestada reafirma la importancia del material y recursos empleado por los docentes para las actividades de aprendizaje, además del apoyo de nuevas tecnologías como la Inteligencia Artificial.

Resumen de información obtenida por Bi-gramas hasta Penta-gramas

Este análisis exploratorio mediante LDA, permite conocer puntos de vista, ideas, concepciones, sensaciones, percepciones y posturas relacionadas a las experiencias de los estudiantes de ingeniería en computación de la Unistmo en la migración a la modalidad de enseñanza y aprendizaje en línea. En este contexto, con el empleo bi-gramas hasta penta-gramas se identificaron los tópicos que aparecen con mayor frecuencia, a modo de resumen la tabla 8 muestra los resultados, resaltando temas como: “elección de contenido y ruta de aprendizaje”, “material empleado por el profesor”, “problemas con el servicio de internet”, “apoyo de Inteligencia artificial en el proceso de enseñanza y aprendizaje”, “secuencia lógica de temas”, “preferencia por clases presenciales”, “aprendizaje adaptado a necesidades personales”. Estas estructuras son de gran utilidad, ya que permiten determinar códigos y unidades de análisis en la búsqueda de una teoría fundamentada.

Tabla 8. Concentrado de resultados en bi-gramas hasta penta-gramas

	Ngram_1	Ngram_2	Ngram_3	Ngram_4	Ngram_5	Frecuencia	Longitud de palabras
Bi-gramas	tengo	problemas				79	2
	clases	línea				64	2
	clases	presenciales				52	2
Tri-gramas	programas	demostraciones	ejercicios			48	3
	ejercicios	programas	demostraciones			47	3
	material	empleado	profesor			41	3
Tetra-gramas	Tengo	problemas	servicio	internet		36	4
	hubiera	aprendido	mejor	clases		35	4
	aprendido	mejor	clases	presenciales		35	4
Penta-gramas	hubiera	aprendido	mejor	clases	presenciales	35	5
	material	empleado	profesor	considero	adecuado	33	5
	Tengo	problemas	servicio	internet	tengo	29	5

Nota. Tabla que muestra un concentrado en la frecuencia de ocurrencia de las estructuras LDA aplicada a los instrumentos EAAIENS y ESCELOC.

Análisis exploratorio del instrumento ESCELOC por Redes de Coocurrencia.

A menudo es interesante observar las múltiples relaciones que existen entre las palabras que constituyen el corpus, para esto, las redes de coocurrencia resultan de gran utilidad (Restrepo Arango et al., 2017). Estas redes se forman por palabras que coaparecen a una cierta distancia (vecindad) de otras palabras en el corpus.

Preguntas del instrumento ESCELOC

- *Pregunta 1: ¿Cuáles fueron los aspectos **positivos** de tus cursos de aprendizaje de emergencia en línea, de modo síncrono?*
- *Pregunta 2: ¿Cuáles fueron los aspectos **negativos** de tus cursos de aprendizaje de emergencia en línea, de modo síncrono?*

La tabla 9 muestra las 10 palabras con mayor frecuencia de las preguntas 1 y 2.

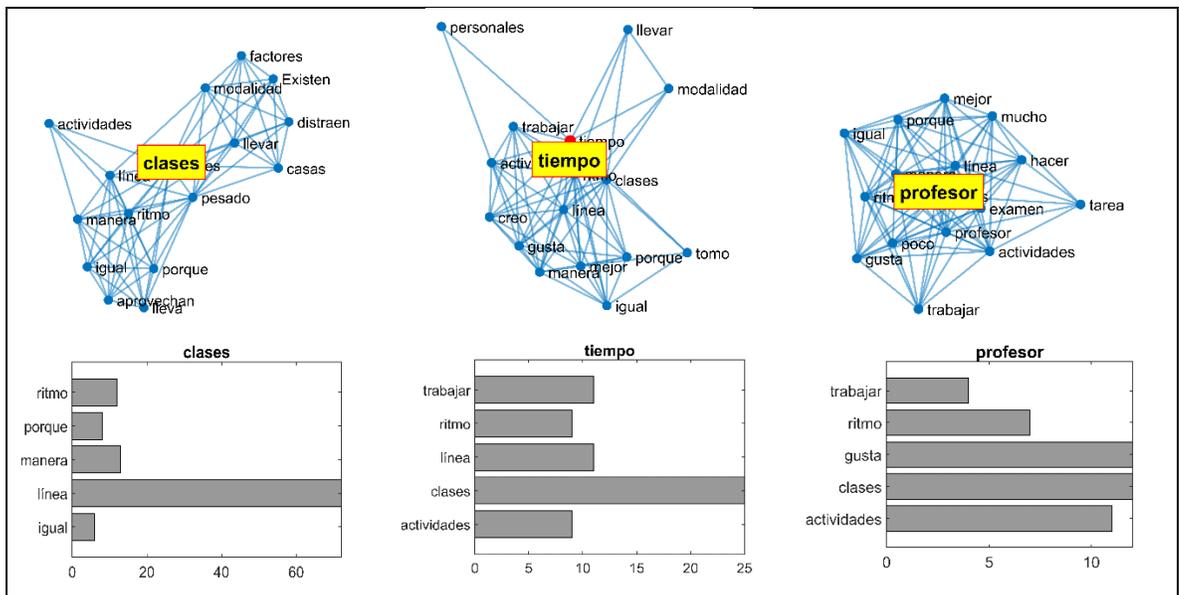
Tabla 9. Palabras con mayor frecuencia de las preguntas 1 y 2.

Pregunta 1		Pregunta 2	
Palabras	Frecuencia	Palabras	Frecuencia
clases	38	clases	24
tiempo	20	veces	22
poder	18	tiempo	20
temas	16	internet	17
momento	15	tareas	14
como	15	aspectos	13
casa	13	conexión	13
clase	13	muchas	13
también	13	dudas	13
profesores	12	cuando	13

Nota. Las palabras con mayor frecuencia en cada una de las preguntas, también se muestra las de menor frecuencia al final de la tabla.

Con la ayuda del software Matlab R2021a se calcula la distancia entre palabras al documento que tiene la información obtenida por el instrumento ESCELOC, posteriormente con el mismo software se construye la gráfica que permite visualizar dicha distancia, comúnmente la palabra con más vecinos se sitúa en el centro de la red. Las múltiples relaciones de dichas palabras se observan en la figura 26.

Figura 26. Redes de coocurrencia resultantes



Nota. Esta figura muestra los vecinos de las palabras con mayor frecuencia, se puede observar que los conceptos de mayor ocurrencia están ubicados en el centro de la red: clases, tiempo, profesor.

El concepto “clases” tuvo una frecuencia de aparición de 38 veces en la pregunta 1, entre sus vecinos más cercanos se encuentran: “tareas”, “línea”, “semestre”, “plataforma” y “pandemia”, esto ofrece una idea clara del punto de vista de los encuestados cuando hacen referencia a la palabra “clases”. En cuanto al concepto “tiempo” en la pregunta 1 tiene entre los vecinos más cercanos a: “materias”, “poder”, “temas”, “internet”, “investigar” y “resolver”. De la misma forma, “poder” tuvo una frecuencia de aparición de 18 veces en la pregunta 1, entre sus vecinos más cercanos se encuentran: “tareas”, “administrar”, “tiempo”, “investigar” y “repasar”.

Por otra parte, en la pregunta 2 del instrumento ESCELOC, “clases” tuvo una frecuencia de aparición de 24 veces, esto permite comenzar a considerar esta palabra como una posible categoría, ya que aparece con frecuencia en las dos preguntas, además, entre sus vecinos más cercanos se encuentran: “internet”, “conexión” y “línea “. Del mismo modo “tiempo” tuvo una frecuencia de aparición de 20 veces, entre los vecinos más cercanos se encuentran: “aprender”, “casa”, “trabajo” y “complicado”.

Conceptos relevantes obtenidos con redes de coocurrencia

Las redes de coocurrencia proporcionan información importante acerca de los aspectos **positivos** y **negativos** en el curso síncrono en línea, también proporcionan información de la relación que existe entre conceptos centrales cercanos (que aparecen con mayor frecuencia y que tienen menor distancia), es decir, en la misma línea o en el mismo párrafo del documento. Esta característica permite captar el punto de vista del encuestado y obtener información relacionada a la idea o concepto central.

Al analizar los términos de la tabla 9, y las redes de coocurrencia de la figura 26, se puede resaltar que existe una relación estrecha entre los conceptos “clases”, “tiempo”, y “poder”, esta relación permite tener un indicio en la búsqueda de categorías abiertas y centrales. Del mismo modo, el término “clases” presenta una

notable relación con términos como: “pesado”, “modalidad”, “distraen”, “gusta” y “casa”. De la misma forma el término “tiempo” tiene una notable relación con: “ritmo”, “línea” y “actividades”. Así mismo, el término “profesor” está relacionado con: “clases”, “manera”, “ritmo”, “examen” y “línea”.

Por otro lado, el término “internet” resalta aspectos negativos centrales, entre los cuales están: “necesita”, “complicaciones”, “difícil”, “pésima”, “conexión”, “modalidad”, y “servicio”. Finalmente, con miras a la búsqueda de categorías o conceptos centrales, este análisis exploratorio por redes de coocurrencia, concluye que los términos más relevantes son: “clases”, “tiempo”, “profesor” e “internet”.

Análisis exploratorio del instrumento EAIENS por ítems de control

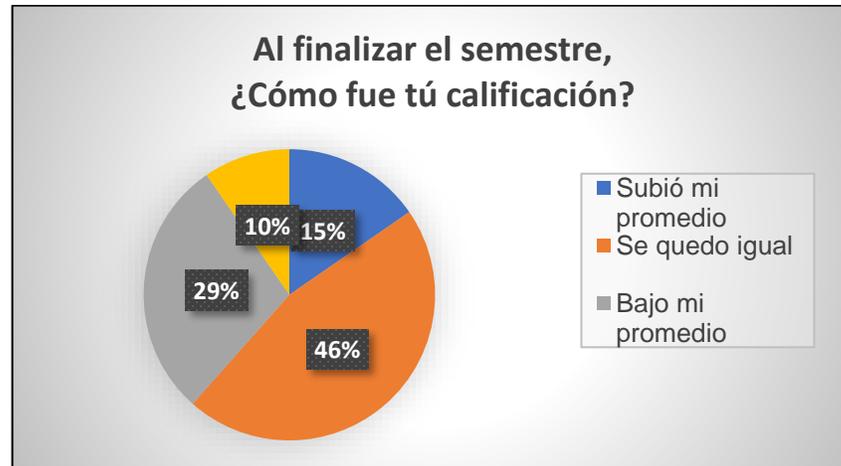
Para este análisis se toman en cuenta los *ítems* de control del instrumento semiestructurado EAIENS, estos *ítems* son representativos de cada una de las siguientes categorías:

1. Opinión personal acerca de las clases en línea.
2. Confianza.
3. Percepción (conocimiento).
4. NTIC (sensitivas – relacionadas a los sentidos).
5. De contraste.
6. De la pandemia Covid-19.
7. De simulación.
8. De Aprendizaje Adaptativo e Inteligencia Artificial.

Estas categorías están formadas por preguntas abiertas y cerradas, en las cuales se realiza análisis estadístico descriptivo y nube de palabras.

La figura 28. muestra los resultados de la categoría “Aprovechamiento Académico”.

Figura 28. Resultados en la categoría de análisis “Aprovechamiento Académico”

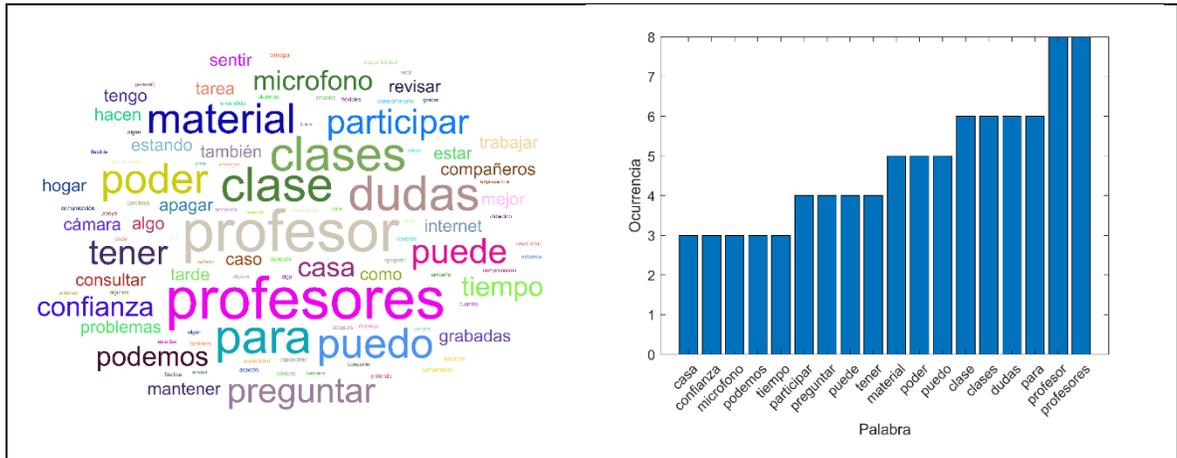


Nota. Esta gráfica muestra los resultados de la categoría de análisis “Aprovechamiento Académico” de 52 estudiantes encuestados, donde se resalta que su promedio quedó igual.

Ítem de control 2: Aspectos que generan confianza al estudiante en clases en línea.

El ítem de control 2.1 permite analizar los aspectos que generan confianza al estudiante en clases en línea. En esta categoría se le solicitó al encuestado mencionar al menos dos aspectos que le generan sensación de confianza en sus clases en línea. De un total de 52 estudiantes encuestados se tienen siguientes resultados.

Figura 29. Nube de palabras la categoría “Aspectos que generan confianza al estudiante en clases en línea”.



Nota. Se resalta que la interacción con el docente en la mayoría de los casos causó sensación de confianza en el curso en línea.

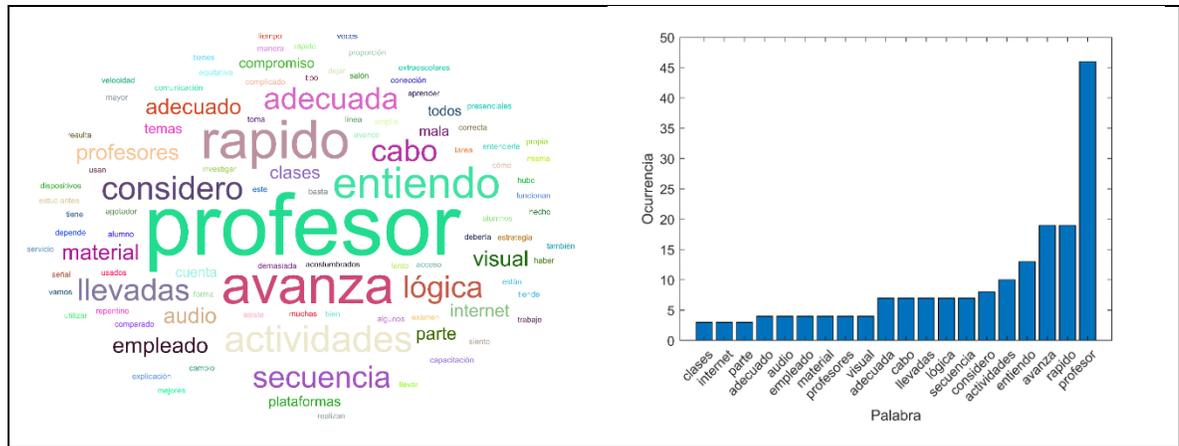
Tabla 11. Valores estadísticos de la categoría de análisis del ítem de control 2.1

Estadística descriptiva del ítem de control 2.1.	
Máximo	8
Media	4.6
Mínimo	3
Mediana	4
Moda	3
Varianza	2.86
Desviación estándar	1.69

Ítem de control 3: Percepción

El ítem 3.4 “Percepción” permite obtener información sobre el punto de vista de la población en lo referente a las estrategias llevadas a cabo por las autoridades educativas para tener continuidad en el semestre en curso con clases virtuales. Estas estrategias están relacionadas con el horario, la plataforma empleada, el contenido de cada asignatura y tipo de evaluación. De un total de 52 encuestados, la información obtenida se muestra en la figura 30.

Figura 30. Nube de palabras la categoría “Percepción”.



Nota. En este ítem de control la población participante resalto la palabra “Profesor”.

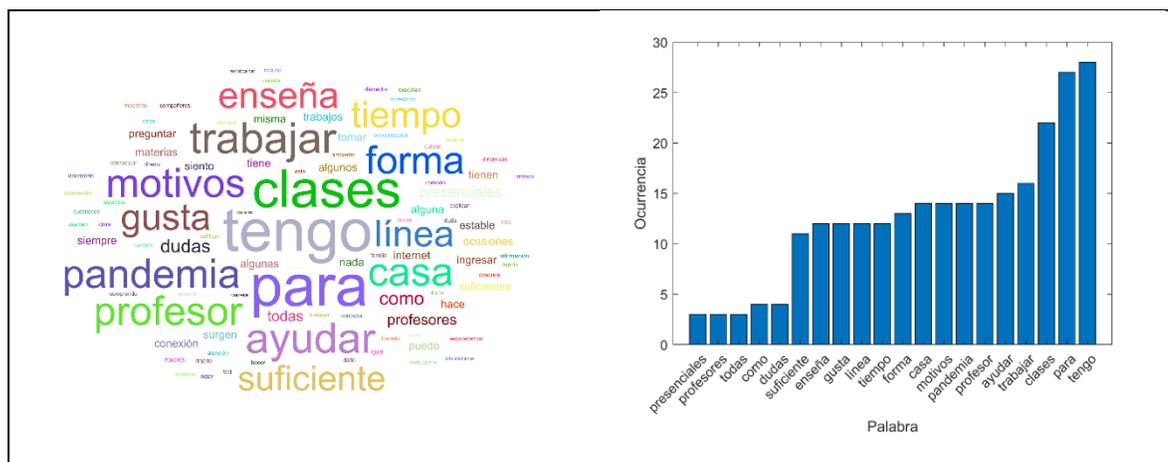
Tabla 12. Valores estadísticos de la categoría de análisis “Percepción”.

Estadística descriptiva del ítem de control “Percepción”	
Máximo	46
Media	9.15
Mediana	7
Mínimo	3
Moda	4
Desviación estándar	9.90627127
Varianza	98.1342105

Ítem de control 4: NTIC (sensitivas – relacionadas a los sentidos)

El ítem de control “NTIC (sensitivas – relacionadas a los sentidos)”, permite obtener información relacionada a las preferencias individuales que tiene la población con las NTIC, esto mediante la pregunta: ¿Qué Nuevas Tecnologías de la Información y Comunicación consideras que tu profesor debe emplear en sus clases en línea?, de un total de 52 alumnos encuestados, la información resultante se muestra en la figura 31.

Figura 32. Nube de palabras la categoría “Contraste”.



Nota. El tema de “Contrastes” en el curso de emergencia en línea resaltaron distintos conceptos tales como: trabajar, clases, pandemia ayuda, entre otros.

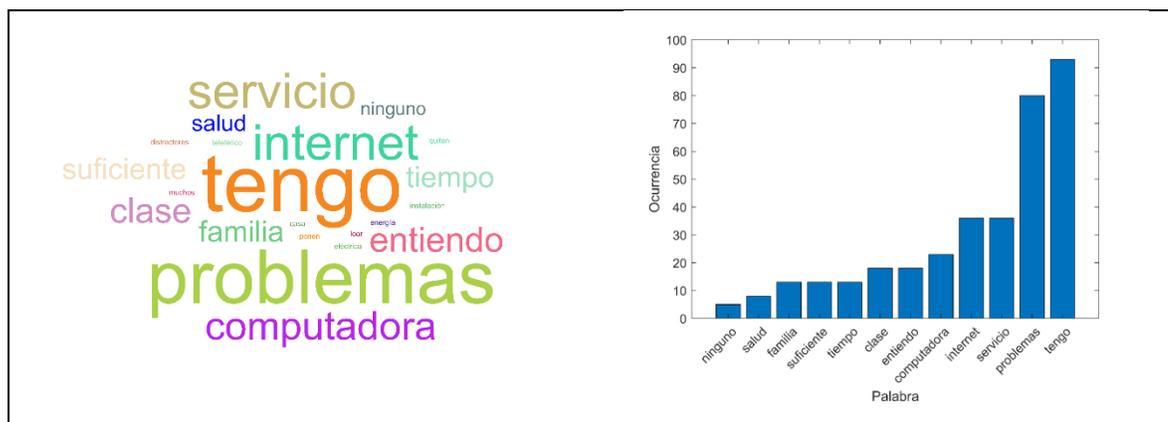
Tabla 14. Valores estadísticos de la categoría de análisis “Contraste”.

Estadística descriptiva del ítem de control “Contraste”	
Máximo	28
Media	12.65
Mediana	12.5
Mínimo	3
Moda	12
Desviación estándar	7.20580906
Varianza	51.9236842

Ítem de control 6: De la pandemia Covid-19

El ítem de control 6.2 es uno de los más importantes, ya que permite obtener la opinión de la población encuestada acerca de la principal problemática que los alumnos están enfrentando con sus clases en línea. Este ítem incluye la pregunta: *¿Cuál crees que sea la principal problemática que estás enfrentando como estudiante en tus clases en línea?*, la información obtenida se muestra en la figura 33.

Figura 33. Nube de palabras la categoría “Pandemia Covid-19”.



Nota. En este ítem de control la población participante resalto tener “Problemas”, en su curso de emergencia en línea.

Tabla 15. Valores estadísticos de la categoría de análisis “Contraste”

Estadística descriptiva del ítem de control “Pandemia Covid-19”	
Máximo	93
Media	29.6666667
Mediana	18
Mínimo	5
Moda	13
Desviación estándar	28.3687835
Varianza	804.787879

Ítem de control 7: De simulación

El ítem de control 7.2 permite obtener información acerca de las posibles soluciones propuestas por los alumnos, ya que ellos junto con los docentes son actores principales en el proceso de migración a la nueva modalidad de enseñanza aprendizaje en línea. El cuestionamiento realizado en este ítem es el siguiente: *Si estuviera frente a los directivos de tu institución, ¿Qué les dirías? ¿Qué no funciona bien? ¿Qué se puede mejorar?*, los resultados se muestran en la figura 34.

Los resultados obtenidos del *ítem* de control 8 (de Aprendizaje Adaptativo e Inteligencia Artificial) se presentan en la figura 35 y la tabla 17 donde se observa que, en la población de 52 encuestados los conceptos con mayor frecuencia fueron: “tecnología”, “artificial”, e “inteligencia”, también se resaltan los conceptos: “herramienta”, “enseñanza” y “manera”, esto evidencia dos cosas importantes, por una parte, el desconocimiento de los conceptos esenciales “Inteligencia Artificial” y “Aprendizaje Adaptativo”, y por otra, el interés en estas tecnologías.

Reflexión sobre el análisis exploratorio de instrumentos

Esta reflexión retoma el análisis de los datos obtenidos por los instrumentos EAAIENS y ESCELOC, la cual se realizó de forma sistematizada con las herramientas Matlab 2021 y Atlas.Ti 7, con ello se encontraron aspectos importantes en la percepción de la población y que tienen relación con el objetivo principal de la investigación. Las estructuras empleadas en este análisis exploratorio fueron:

- Nube de palabras
- Asignación Latente de *Dirichlet*
 - Bi-gramas
 - Tri-gramas
 - Tetra-gramas
 - Penta-gramas
- Matrices de coocurrencia
- Análisis de ítems de control

En esta reflexión, se realiza un análisis general de los instrumentos mediante nube de palabras, en la cual se observó que los conceptos que ocurrieron con mayor frecuencia fueron: “*clases, profesor, y tiempo*”, lo que significa que para los estudiantes el tiempo y la interacción con los docentes fue relevante, ya que dichos conceptos tuvieron una frecuencia de mención de 360, 198 y 197, respectivamente.

Posteriormente, un análisis por asignación Latente de *Dirichlet* (bi-gramas, tri-gramas, tetra-gramas y penta-gramas), resaltó las frases: *“tengo problemas”*, *“clases línea”*, *“clases presenciales”*, *“quiero elegir”* y *“tenido éxito”*, por lo que se puede inducir que la población experimentó problemas con sus clases en modalidad virtual. Existieron opiniones compartidas entre la problemática y el éxito que tuvieron en las clases en línea, de la misma forma, también se resalta la inclinación por la elección del contenido y ruta de aprendizaje personalizado, esto comienza a evidenciar la relación que tiene el resultado del análisis de datos con la problemática planteada y los objetivos de la tesis.

Los tri-gramas son una extensión de los bi-gramas, es decir son estructuras formadas por tres conceptos, en este análisis la población hizo énfasis en expresiones como: *“material proporcionado profesor”*, *“material empleado profesor”*, *“problemas servicio internet”*, *“Inteligencia Artificial apoyar”*, *“elegir material adecuado”* y *“problemas servicio internet”*. En este tipo de estructura también es evidente el manifiesto acerca de la problemática que la población enfrentó con el servicio de internet en sus hogares, evidenciando la brecha digital (Lloyd, 2020b), es importante mencionar que aquí la población encuestada comienza a resaltar la necesidad de la incorporación de la Inteligencia Artificial en las estrategias pedagógicas, parte esencial de la presente tesis.

Resulta interesante observar que agregar datos a los tri-gramas, las frases resultantes ofrecen mayor información relacionada a los objetivos de la tesis, esto se evidencia con los tetra-gramas, donde la población encuestada resalta lo siguiente: *“videos ejercicios programas demostraciones”*, *“clases elegir material adecuado”*, *“material proporcionado profesor horario”* y *“aprendido mejores clases presenciales”*. A través de tetra-gramas la población manifiesta que los recursos y material pedagógico son adecuados para la clase en línea, aspecto importante que forma parte de los elementos que migraron del modelo presencial al modelo en línea, lo cual fue estudiado en el capítulo anterior de la presente tesis.

Consecuentemente, los penta-gramas reafirman contextualmente la información obtenida con tetra-gramas, por ejemplo, resaltan aspectos como: *“Inteligencia Artificial debería apoyar estrategias”, “quiero avanzar propio ritmo considero”, “mapas conceptuales ejercicios programas demostraciones”* y *“contenido ruta aprendizaje acorde intereses”*. Los enunciados anteriores confirman que, la información obtenida con los instrumentos está relacionada con el objetivo principal de la presente investigación.

Ahora bien, las redes de coocurrencia permiten saber cuantitativa y cualitativamente el grado de relación que tiene un concepto considerado principal (mayor ocurrencia) con los que se encuentran a su alrededor, entre las relaciones más cercanas están los conceptos: *clases, tiempo, poder, internet, veces, y problemas.*

El análisis por *items* de control viene nuevamente a confirmar la información obtenida por las estructuras anteriores, por ejemplo, el ítem de control 1. Opinión personal de las clases en línea, resalta la indiferencia por las clases en línea, ya que las palabras con mayor ocurrencia fueron: *“no”, “me gustan”,* esto por la problemática que la población estudiantil enfrenta con la conexión a internet (Lloyd, 2020), el *ítem* de control 2 resalta que, *“el profesor”* y *“el material pedagógico proporcionado”,* les genera confianza. Con respecto a *ítem* de control tres (Percepción) permitió obtener información sobre el punto de vista de la población encuestada en lo referente a las estrategias que ha llevado a cabo la Unistmo para llevar a cabo las clases en línea, la población encuestada resalta que las estrategias *“no han tenido éxito”,* ya que el profesor avanza muy rápido en la secuencia de actividades, este es un problema importante que se pretende solucionar con la presente propuesta de tesis. El *ítem* de control cuatro permite obtener información acerca de preferencias individuales de las NTIC en la población, resaltando que *“el internet”* es el elemento más importante y de su preferencia.

El *ítem* de control cinco permite obtener información acerca de los contrastes percibidos por la población encuestada en las clases en línea, como dato importante

parte de la población mencionó la necesidad de trabajar para ayudar a la familia, aspecto que queda fuera de la presente investigación.

El *ítem* de control seis es uno de los más importantes, ya que permite obtener la opinión de la población encuestada acerca de la principal problemática que los alumnos están enfrentando con sus clases en línea, ocasionadas por el confinamiento. Se confirma que la brecha digital ha jugado un papel importante en la migración del modelo de enseñanza presencial al modelo virtual, ya que la población encuestada manifiesta su problemática con la conexión a internet.

El *ítem* de control siete permite obtener información acerca de las posibles soluciones propuestas por los alumnos de la Unistmo, ya que ellos junto con los docentes son los actores principales en el proceso de migración a la nueva modalidad de enseñanza aprendizaje en línea. A pesar que en los resultados se detecta cierto desconocimiento en la propuesta de soluciones por parte de los estudiantes, los mismos proponen dirigir la atención a las actividades asignadas por las autoridades educativas.

Finalmente, con el *ítem* de control ocho se observa que, en la población de 52 encuestados los conceptos con mayor frecuencia fueron: “tecnología”, “inteligencia”, “artificial”, “herramienta”, y “enseñanza”, esto evidencia el interés por la Inteligencia Artificial como herramienta en el Aprendizaje Adaptativo por la población encuestada, esta información representa la relación con la propuesta principal: desarrollar un entorno de Aprendizaje Adaptativo Inteligente basado en una plataforma de software tecno-pedagógica para el mejoramiento del aprovechamiento escolar de los alumnos de Ingeniería en Computación en la Universidad del Istmo.

Esta reflexión posibilita la continuación del plan de gestión, es decir, determinar las unidades de análisis, categorización abierta, codificación, categorización axial, agrupación de categorías, y finalmente una codificación selectiva que permita construir una teoría fundamentada.

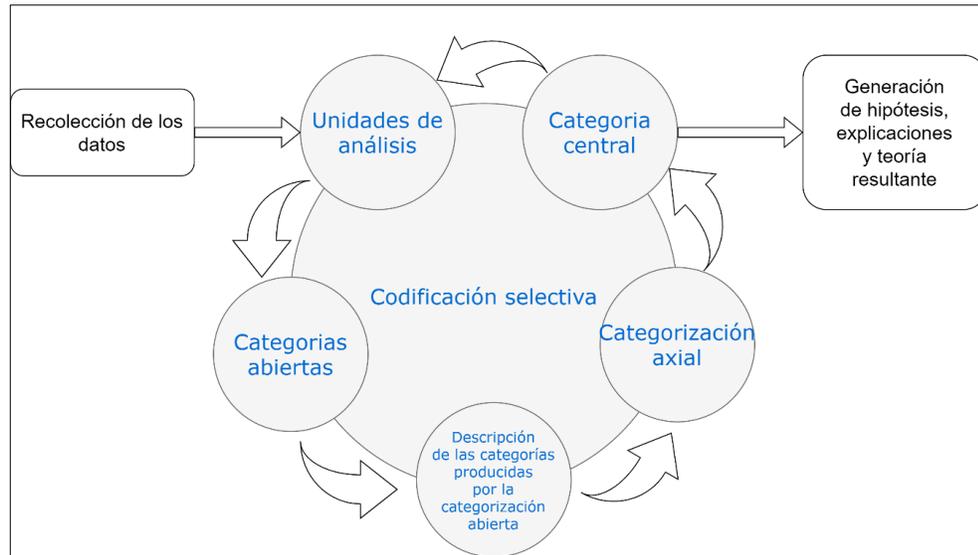
4.1.4 Resultados del análisis cualitativo

La categorización es un conjunto de procesos sistemáticos, empíricos y críticos que se emplean en el estudio de un fenómeno con el objetivo de ampliar el conocimiento. El enfoque cualitativo resulta conveniente para comprender dichos fenómenos desde la perspectiva de quienes los viven y encontrar patrones y diferencias en estas experiencias y su significado. En la presente tesis los individuos participantes accedieron a compartir sus experiencias voluntariamente, siendo así, las unidades de muestreo de nivel individual, y así, mediante los instrumentos, proporcionaron información como: episodios, papeles o roles. La investigación cualitativa es como entrar en un laberinto, se sabe dónde comienza, pero no exactamente dónde termina (Hernández, Sampieri y Mendoza, Torres, 2018), ya que en el enfoque cualitativo el propósito no es medir variables, por ello se debe tener la mente abierta para la adaptación a cualquier cambio

Esta sección busca encontrar: 1. Unidades de análisis, 2. Categorías o códigos obtenidos por medio de la codificación abierta (comparando unidades abiertas), cada una con su descripción, 3. Frecuencias de ocurrencia en categorías, 4. Agrupación de categorías en temas (categorías más generales), 5. Relación entre categorías y/o temas, hipótesis y Teoría Fundamentada.

El análisis cualitativo implica organizar los datos obtenidos en dos planos o niveles: primero, unidades y categorías (codificación abierta), y segundo, temas o categorías que emergen más generales (codificación axial) determinando la categoría central (codificación selectiva) (Hernández, Sampieri y Mendoza, Torres, 2018), en base a esto, se establecen relaciones entre conceptos para producir una teoría final, este proceso se observa en la figura 36. Para esto se emplea el software *Yed Graph*, *Polinode*, *ATLAS.Ti 7* y *MATLAB R2021a*.

Figura 36. Fases del análisis cualitativo.



Nota. Etapas en el proceso cualitativo.

Unidades de Análisis (categorización abierta)

Las unidades de análisis son segmentos de datos narrativos que se emplean para ir generando categorías que describan los conceptos y vínculos de interés, al mismo tiempo permiten entender el fenómeno de análisis. Con el empleo del software Atlas.Ti 7 se encontraron 330 unidades de análisis en el instrumento ESCELOC y 65 en el instrumento EAAIENS haciendo un total de 395, la tabla 19 ejemplifica 10 de ellas.

Tabla 18. Total de unidades de análisis

Instrumento	Unidades de análisis
ESCELOC	330
EAAIENS	65
Total	395

Nota. Se encontraron 395 unidades de análisis (segmentos narrativos).

Tabla 19. Ejemplo de 10 unidades de análisis

Ejemplo de 10 unidades de análisis	
1	<i>“Profesor en clase virtual aclaro dudas al preguntar”</i>
2	<i>“material empleado profesor”.</i>
3	<i>“ruta de aprendizaje acorde a mis intereses”.</i>
4	<i>“contenido proporcionado por los profesores”.</i>
5	<i>“Elegir material adecuado”.</i>
6	<i>“Nuevas tecnologías apoyar”.</i>
7	<i>“nos creamos el hábito de estudiar y ser autodidactas”.</i>
8	<i>“NTIC apoyar actividades aprendizaje”</i>
9	<i>“Quiero avanzar a mi propio ritmo”.</i>
10	<i>“videos ejercicios programas demostraciones”.</i>

Nota. Por motivos de espacio solo se presentan 10 de las 395 unidades de análisis obtenidas con el software Atlas.Ti 7.

La tabla 19 muestra las primeras 10 unidades de análisis *in vivo*, es decir, en la expresión original del participante, por ejemplo, en la unidad de análisis número uno: “El profesor aclaro dudas en la clase virtual”, se puede saber que el profesor tuvo un rol central en este contexto, de la misma manera se analizan las demás unidades de análisis con el objetivo de identificar categorías restantes. Este análisis permite comenzar con la codificación abierta.

Categorías abiertas

A partir de las 395 unidades de análisis, se obtuvieron 302 categorías abiertas, en la tabla 20 se muestra las primeras 40.

Tabla 20. Categorización abierta.

Categorías	
Profesor en clase virtual aclaro dudas al preguntar	Contenido organizado
Repetición de clase	Plataforma gratuita
Trabajo solo	Desacuerdo con clases en línea
Horario adecuado	Participación en clase
Problemas internet	Actividades prácticas insuficientes
Apoyo académico entre compañeros	Aprendizaje Adaptativo en educación en línea
Flexibilidad	Aspecto afectivo
Fomenta ser autodidacta	Asesorías
Estresante	Afectación actividades personales
Desacuerdo con plataforma	Apoyo en Apps móviles
Plataforma fácil de usar	Aprendizaje selectivo
Desacuerdo con el ritmo	Aprendizaje autónomo
Clase en casa	Trabajo en calma
Hardware insuficiente	Videos explicativos
Confusión con actividades	Ejercicios concretos
Incertidumbre	Empleo de pizarrón virtual
Contento(a)	Ejercicios con nivel de complejidad media
Contenido de calidad	En materias prácticas no aprendí
Desacuerdo con actividades	Ejercicios mejor explicados
Actividad docente en línea	Ejercicios y tareas muy complicadas

Nota. Se muestran solo 40 de 302 categorías abiertas.

En el análisis de las categorías abiertas, el volumen de datos es muy amplio, las unidades no están estructuradas, los datos son muy variados, pero tienen la esencia de los puntos de vista, observaciones y narrativas de los participantes. Para tener una descripción más completa, se elimina información irrelevante de manera cuantitativa, es decir, se elimina información con menor frecuencia de aparición, esto para disminuir el volumen de datos y distinguir una categoría de otra. La tabla 21 muestra un ejemplo de seis categorías con sus respectivas unidades de análisis.

Tabla 21. Unidades de análisis con categoría

Participantes	Instrumento	Unidad de análisis	Categoría
Alumnos de la Unistmo	EAAIENS	“Profesor en clase virtual aclaro dudas al preguntar”	Apoyo del profesor en el contexto virtual
Alumnos de la Unistmo	EAAIENS	“En el grupo de WhatsApp nos ayudamos con dudas a los compañeros que no estuvieron en clase por falta de internet.”	Elementos del modelo en línea
Alumnos de la Unistmo	ESCELOC	“Podemos dividir el trabajo, sabemos que la calificación es para ambos.”	Aspecto cognitivo
Alumnos de la Unistmo	EAAIENS	“Estaba contenta por estar trabajando en clase”	Aspecto afectivo
Alumnos de la Unistmo	EAAIENS	“Los libros electrónicos y video clases grabadas”	Contenido pedagógico en línea
Alumnos de la Unistmo	EAAIENS	“Cada alumno se especializa en diversas ramas. No todos necesitamos ver todo”	Ritmo de aprendizaje personalizado

Nota. Se muestra un ejemplo de seis unidades de análisis con su respectiva categoría.

En la tabla 21 podemos ver que existen categorías importantes que están directamente relacionadas con el objetivo de la tesis, por ejemplo: *“Aprendizaje Adaptativo en Educación en Línea”*, *“De acuerdo con el material”* y *“Repetición de clase”*. Por otra parte, existen categorías que no están relacionadas con los objetivos del estudio, pero si están relacionadas con la justificación del trabajo, por ejemplo: *“Problemas con el internet”* y *“Hardware insuficiente”*, estas categorías evidencian las carencias que tienen la población de la región del istmo, generadas por la brecha digital.

Categorización axial (memos iniciales) o re-enfocada

La codificación axial implica descubrir las categorías mencionadas con mayor frecuencia y relacionadas con el planteamiento del problema. La categorización axial es la conceptualización analítica desarrollada para organizar los

descubrimientos relacionados con el fenómeno de investigación. La tabla 22 muestra las primeras 19 categorías con mayor frecuencia de mención.

Tabla 22. Categorías con mayor frecuencia de mención.

Número de categoría	Categoría	Unidades de análisis similares en cada categoría (frecuencia de mención)
1	Profesor en clase virtual aclara dudas al preguntar	31
2	NTIC apoyar actividades aprendizaje	27
3	Aspecto Cognitivo	22
4	Aspecto Afectivo	17
5	Contenido pedagógico en línea	11
6	Ritmo de aprendizaje personalizado	10
7	Problemas con el internet	6
8	Elementos del modelo en línea	5
9	Estresante	5
10	Fomenta ser autodidacta	5
11	Plataforma fácil de usar	4
12	Desacuerdo con el ritmo	4
13	Clase en casa	4
14	Hardware insuficiente	4
15	Confusión con actividades	4
16	Incertidumbre	4
17	Contenido(a)	3
18	Contenido de calidad	3
...
302	Mejor interacción con compañeros	1

Nota. Se muestran las categorías con su frecuencia de ocurrencia.

Descripción de Memos avanzados (categorías con mayor frecuencia).

A continuación, se realiza una descripción de las primeras seis categorías con mayor frecuencia mostradas en la tabla 22.

- *Profesor en clase virtual aclara dudas al preguntar*: esta categoría muestra que la población encuestada coincide que el apoyo del docente fue imprescindible, proponiendo modelos y estrategias innovadoras que permitan a los estudiantes mejorar su desempeño académico.
- *Elementos del modelo en línea*: categoría que hace referencia a los elementos del modelo de enseñanza y aprendizaje virtual como: contenidos

pedagógicos virtuales, espacios de consulta, actividades de evaluación, y estructura sistematizada del curso.

- *Aspecto Cognitivo*: esta categoría resalta los estilos de aprendizaje mencionados por la población encuestada, resaltando las preferencias que tienen los estudiantes al abordar una situación en un medio ambiente de aprendizaje.
- *Aspecto Afectivo*: categoría relacionada al conjunto de emociones, sentimientos, y elementos sociales que determinan la relación de una persona consigo misma y con su entorno. Esta categoría hace referencia a los procesos emocionales en el desempeño académico del estudiante.
- *Contenido pedagógico en línea*: esta categoría hace referencia a los contenidos pedagógicos que los estudiantes han experimentado en sus clases virtuales, ya sea presentados por los docentes o investigados por ellos mismos, además, esta categoría también hace referencia a las preferencias de los estudiantes acerca de contenidos pedagógicos en línea.
- *Ritmo de aprendizaje personalizado*: esta categoría tiene una relación estrecha con el “*Apoyo de la IA en las estrategias de enseñanza y aprendizaje*”, ya que la población encuestada muestra interés por la personalización de contenido y el ritmo de aprendizaje en sus clases virtuales.

Agrupación de categorías

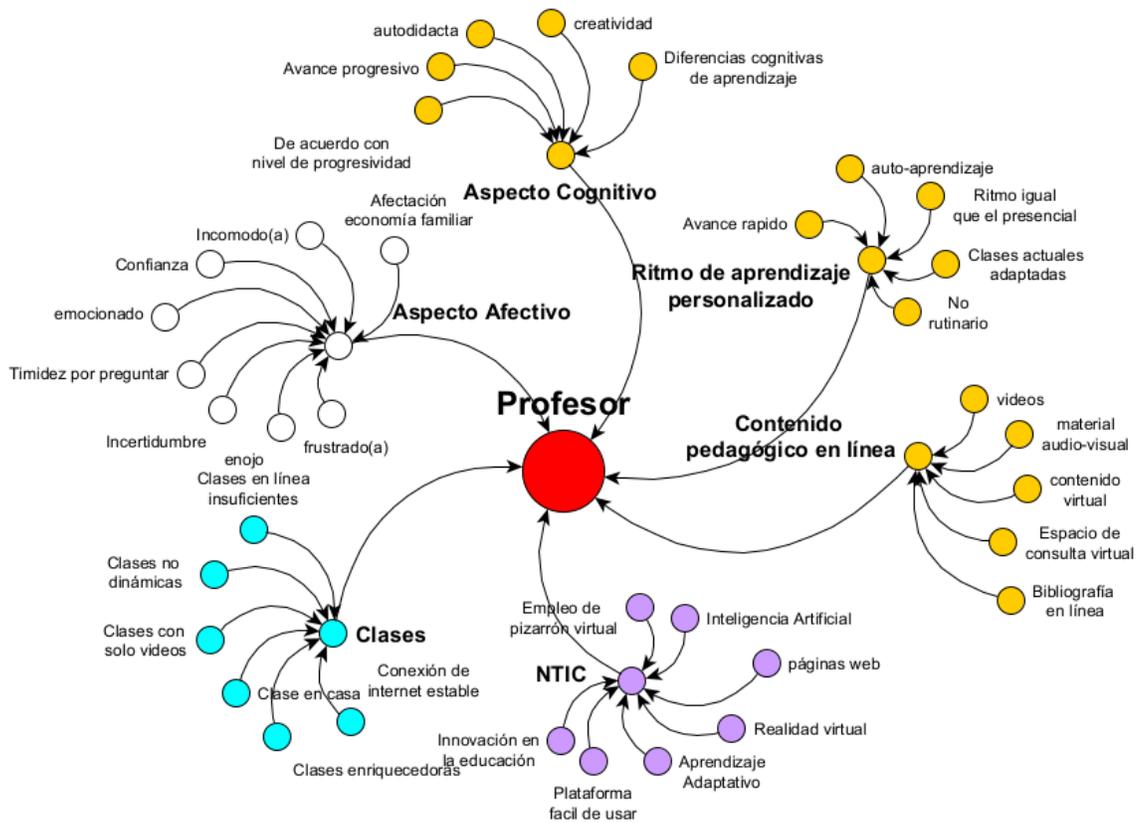
Para llevar a cabo la agrupación axial de categorías, se verifican cualidades similares que reflejen los eventos cruciales. La esencia en este proceso reside en

verificar qué segmentos comparten significados (se repiten una y otra vez) y características, agrupándolos induciendo a la misma categoría lo cual genera categorías emergentes. Adicionalmente, para esta agrupación se toma en cuenta el análisis realizado por nube de palabras, LDA, bi-gramas, tri-gramas, tetra-gramas, penta-gramas, redes de coocurrencia, e items de control. Esto con el objetivo de obtener categorías emergentes.

Categorías emergentes

Una vez que se ha realizado la agrupación de categorías, realizamos los barridos necesarios (ciclos) para comprobar que se captaron los significados que buscan transmitir los participantes, y reflexionar si se incluyeron todas las categorías relevantes. Cuando la revisión de estos barridos se vuelve repetitiva o redundante, se ha llegado a una saturación de categorías y obtención de categorías emergentes (Hernández Sampieri & Mendoza Torres, 2018). Las categorías emergentes se muestran en la figura 37 y tabla 23.

Figura 37. Categorías emergentes.



Nota. Categorías que los estudiantes de la Unistmo resaltaron en sus clases a distancia en el contexto de la COVID-19.

Tabla 23. Codificación de categorías emergentes.

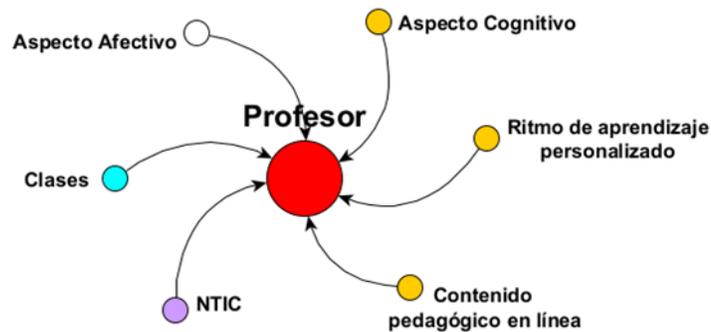
Categoría emergente	Código
Profesor	AA
Aspecto Cognitivo	AC
Ritmo de Aprendizaje Personalizado	RAP
NTIC (en actividades de aprendizaje)	NEAA
Contenido Pedagógico en Línea	CPL
Aspecto Afectivo	EML

Nota. Asignación de códigos a cada categoría emergente.

Categoría o tema central

La meta es integrar un tema central, emergido de la codificación axial y las categorías emergentes agrupadas. La categoría central que contiene suficiente información para ser considerada tema por sí misma es: “Profesor”, en la figura 38 se muestra la categoría central y las categorías que tienen relación con ella.

Figura 38. Categoría central y categorías relacionadas con el tema central.



Nota. Esta categoría representa el concepto más relevante relacionado a las experiencias de estudiantes de la Unistmo en el contexto de estudio virtual ocasionado por la COVID-19. En otras palabras, el concepto más importante de carácter colectivo resultó ser el “Profesor”, visto por la población encuestada como la solución para hacer frente a problemáticas como: ritmos de estudio no adecuados, contenidos pedagógicos de mala calidad, ejercicios y tareas complicados, situaciones de estrés, y presión.

Las conclusiones y discusión del análisis cualitativo se presentan en última sección del documento de tesis, en donde se discute de forma detallada los hallazgos de esta sección.

4.2 Análisis cuantitativo: Desarrollo de un entorno de Aprendizaje Adaptativo Inteligente (EAAI) basado en una plataforma de software tecno-pedagógica

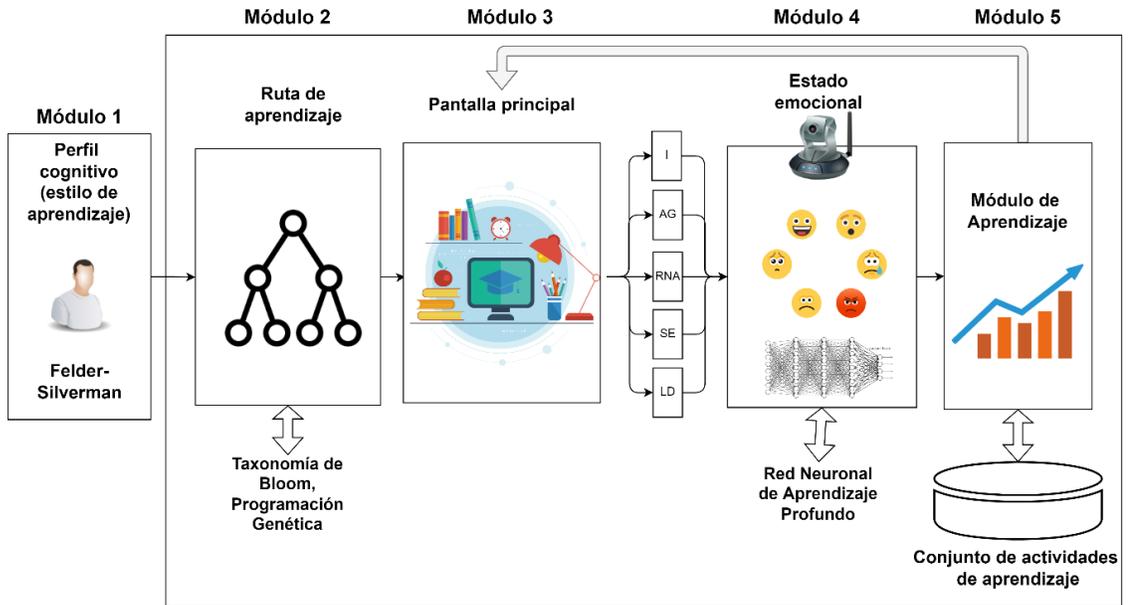
Esta etapa aborda el desarrollo de un Entorno de Aprendizaje Adaptativo Inteligente (EAAI) basado en una plataforma de software tecno-pedagógica, existen distintos enfoques en el desarrollo de software donde se especifica la metodología, por ejemplo: el modelo en cascada, desarrollo iterativo, método incremental y método de espiral. Estos métodos no son excluyentes uno de otro, es decir, pueden ser utilizados a la misma vez aprovechando las ventajas de cada uno (Sommerville, 2015). En la presente tesis se emplea el método incremental, el cual consiste en aplicar secuencias lineales en forma escalonada, donde cada secuencia lineal representa un incremento para el software que se va a entregar; por lo general, siempre al término del primer incremento se entrega un producto esencial, con los requisitos básicos que tendrá el software (Pressman, 2010).

Este modelo permite ir aumentando las capacidades del software a través de la construcción de módulos que cumplan con las diferentes funcionalidades para el sistema, cada módulo implementa una repetición del ciclo de vida en cascada, donde se lleva a cabo un análisis, diseño, implementación y pruebas. A esto se le llama incremento, este procedimiento se repite hasta obtener el producto final completo. El modelo Incremental combina elementos del modelo lineal con la filosofía interactiva de construcción de prototipos. Dado que este modelo presenta las características mencionadas, se obtienen ventajas al gestionar, probar y depurar un incremento, esto permite entregar versiones parciales del producto final, que a pesar de estar incompleto es funcional para los usuarios.

4.2.1 Arquitectura de la plataforma EAAI

La plataforma EAAI fue desarrollada en el software *MATLAB App Designer 2021b* y *Google Workspace*, la arquitectura propuesta se muestra en la figura 39.

Figura 39. Arquitectura de la plataforma EAAI

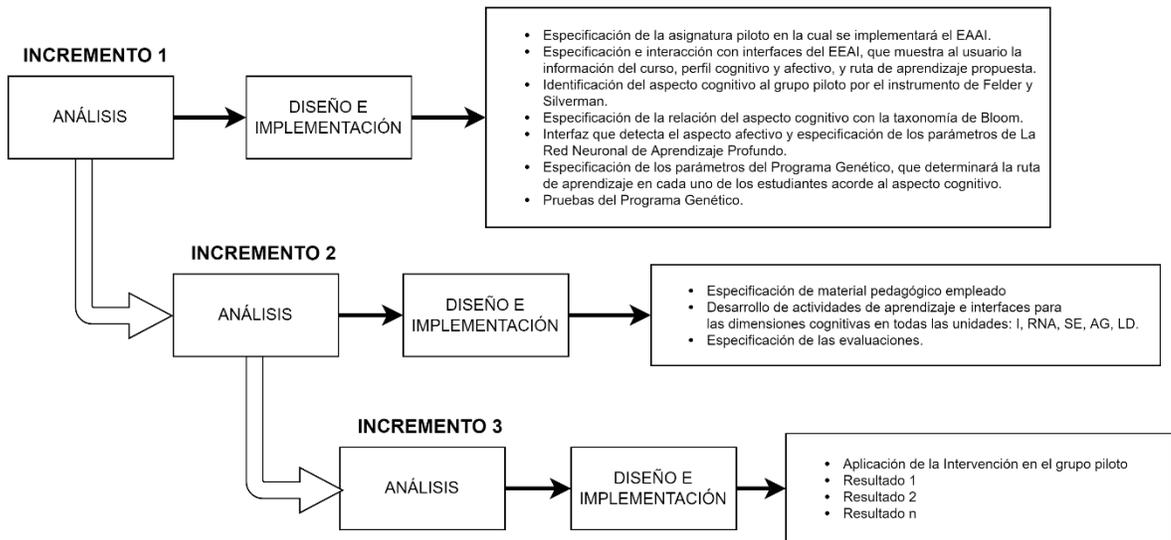


Nota. Se muestra la arquitectura de la plataforma tecno-pedagógica basada en aprendizaje adaptativo inteligente.

La metodología utilizada para el desarrollo de la plataforma de software en la etapa 2 se divide en 3 incrementos, cada uno de estos incrementos define las tareas y pruebas realizadas en cada actividad definida, los detalles de cada una de las tareas en los incrementos se muestran en la figura 40.

El paradigma de programación empleado en el desarrollo de la plataforma es "Orientado a Objetos", este paradigma permite la construcción por módulos y reutilización de código, posibilitando así el mantenimiento y actualización por secciones individuales al momento de realizar pruebas de usabilidad.

Figura 40. Metodología incremental para el desarrollo de la plataforma EAAI.



Nota. Se presentan los tres incrementos relacionados al desarrollo de la plataforma de software.

4.2.2 Incremento 1

Este incremento es el punto de partida en el desarrollo de la plataforma EAAI, ya que se definen actividades iniciales donde se consideran los resultados obtenidos en el estudio cualitativo mostrado en el capítulo anterior. Las actividades de este incremento son:

- Especificación de la asignatura piloto en la cual se implementará el EAAI.
- Especificación de las pantallas graficas del EAAI, que muestra al usuario la información del curso, perfil cognitivo y afectivo, y ruta de aprendizaje propuesta.
- Identificación del aspecto cognitivo al grupo piloto por medio el instrumento de Felder y Silverman.
- Especificación de la relación del aspecto cognitivo con la taxonomía de Bloom.

- Interfaz que detecta el aspecto afectivo y especificación de los parámetros de La Red Neuronal de Aprendizaje Profundo.
- Especificación de los parámetros del Programa Genético, que determinará la ruta de aprendizaje en cada uno de los estudiantes acorde al aspecto cognitivo.
- Pruebas del Programa Genético.

A continuación, se detallan cada una de las actividades especificadas en este incremento.

Especificación de la asignatura piloto en la cual se implementará el EAAI

El primer incremento especifica las características de la asignatura piloto que lleva por nombre “Inteligencia Artificial”, dicha asignatura es de octavo semestre y forma parte del plan de estudios de la carrera de Ingeniería en Computación de la Unistmo, la última actualización del contenido se realizó en el año 2016. Actualmente, el autor de la presente tesis es el profesor titular de tiempo completo de dicha asignatura, impartíendola en la modalidad presencial desde el año 2007, motivo por el cual fue elegida como asignatura piloto.

El contenido de los bloques temáticos de la asignatura Inteligencia Artificial son los siguientes:

- 5 unidades
- 37 temas
- 22 subtemas

El contenido detallado de la asignatura en cuestión, se puede revisar en la siguiente liga:

<https://drive.google.com/file/d/1GVq5hcmDj9Cn4QTdwogbuiw4GbONnuPM/view?usp=sharing>

Figura 41. Plan de estudios de la carrera de Ingeniería en Computación de la Unistmo.



Nota. En el plan de estudios de la carrera ingeniería en computación, la asignatura piloto “Inteligencia Artificial” está ubicada en octavo semestre y en la gráfica se muestra encerrada en un círculo en color rojo. Fuente: (*Ingeniería en Computación - Unistmo*, 2016).

Especificación de las pantallas graficas del EEAI, que muestra al usuario la información del curso, perfil cognitivo y afectivo, y ruta de aprendizaje propuesta

Pantalla principal

La pantalla principal (ver figura 42) es la encargada de mostrar al estudiante la información del nombre de la plataforma, y el nombre del curso que se abordará, para iniciar, el estudiante solo debe presionar el botón “Iniciar curso”.

Figura 42. Pantalla de bienvenida a la plataforma EAAI.

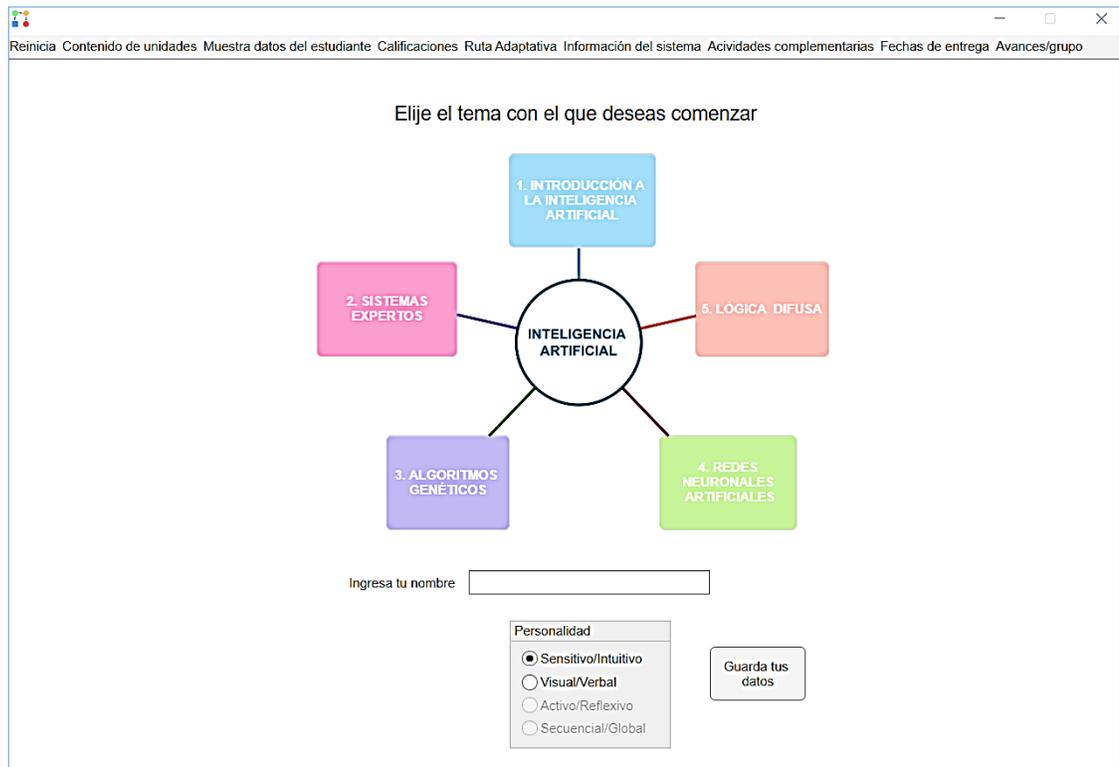


Nota. Pantalla de bienvenida presentada al usuario.

Una vez que el alumno ha iniciado el curso, la siguiente pantalla (figura 43) es la encargada de dar de alta al alumno en el sistema, para esto, el alumno debe proporcionar su nombre completo y perfil cognitivo, además es posible consultar la siguiente información:

- Contenido de las unidades y estructura del curso.
- Datos del estudiante.
- Calificaciones de las actividades realizadas por unidad.
- Propuesta de la ruta de actividades de aprendizaje adaptada acorde al perfil cognitivo.
- Información del sistema.
- Actividades complementarias.
- Fechas de entrega de actividades.
- Avances logrados en el curso (esta opción la presente el docente al momento que el alumno entregue sus actividades concluidas).

Figura 43. Pantalla que permite al usuario capturar su nombre y seleccionar su perfil cognitivo.



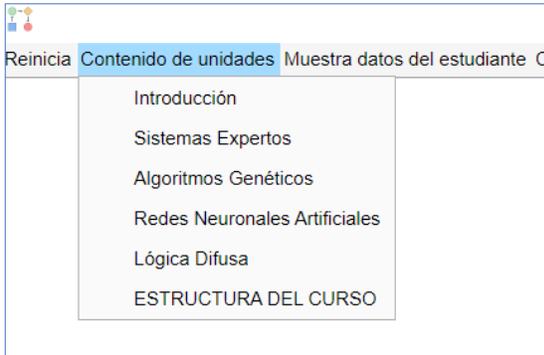
Nota: Pantalla principal que permite al alumno capturar su nombre, estilo de aprendizaje y guardar sus datos en el sistema.

Es importante mencionar que hasta este punto el estudiante ya conoce su perfil cognitivo. Información sobre la obtención del perfil se retoma más adelante.

Bloques temáticos por unidad

Para visualizar cada uno de los bloques temáticos y estructura del curso, es necesario seleccionar la opción "Contenido de unidades" (figura 44), con esto se muestra un menú emergente que permite al alumno seleccionar la unidad para visualizar el contenido temático.

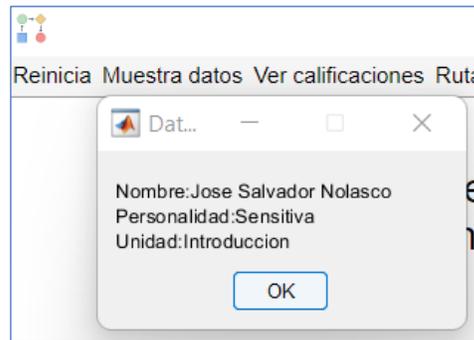
Figura 44. Menú emergente que permite seleccionar cada uno de los bloques temáticos y visualizar el contenido.



Datos del alumno

Para conocer los datos del estudiante es necesario seleccionar la opción del menú “Muestra datos del estudiante”, la pantalla emergente mostrará la información: nombre, personalidad, unidad en proceso (figura 45).

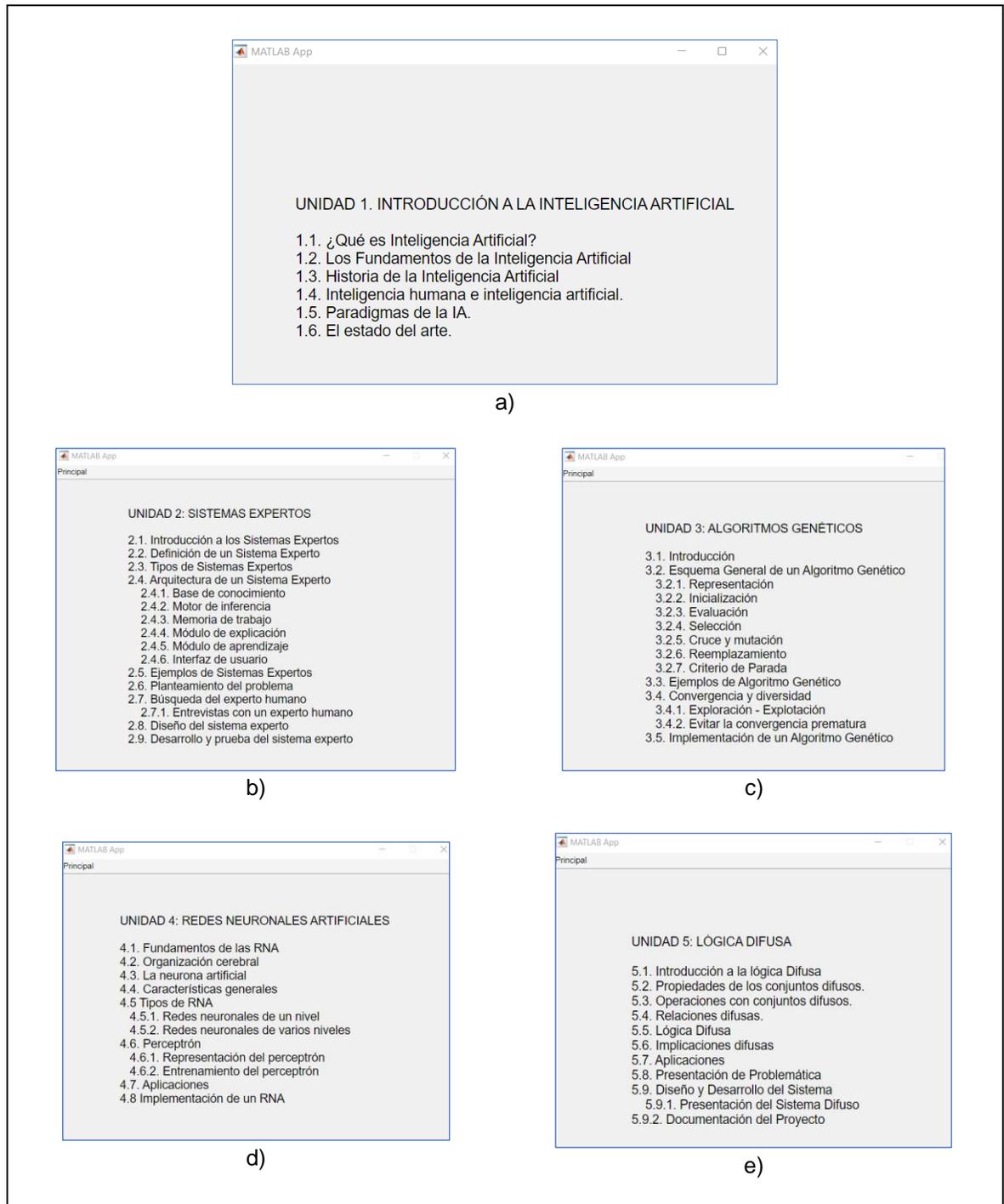
Figura 45. Ventana emergente que muestra los datos del estudiante.



Nota. Ejemplo de la ventana que muestra los datos del estudiante.

Las pantallas que muestran el contenido temático por unidad se muestran en la figura 46.

Figura 46. Los bloques temáticos que componen la asignatura "Inteligencia Artificial".

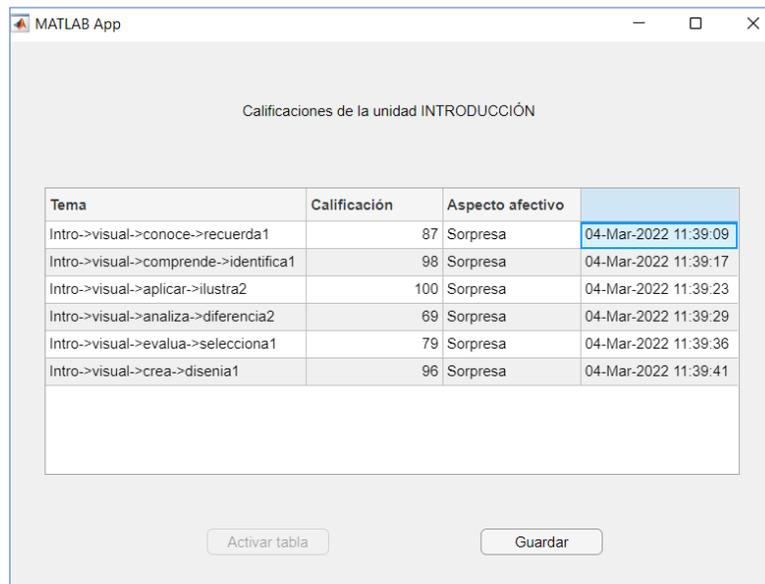


Nota. Pantallas que muestran el contenido de los bloques temáticos por unidad: a) Introducción a la inteligencia artificial, b) Sistemas expertos, c) Algoritmos genéticos, d) Redes neuronales artificiales, e) Lógica difusa.

Calificaciones

La opción “Ver calificaciones” permite visualizar las calificaciones de la unidad en curso, la fecha, hora de la realización, y aspecto afectivo del estudiante, en la figura 47. se muestra el ejemplo de las calificaciones de la unidad “1 Introducción a la Inteligencia Artificial”.

Figura 47. Calificaciones de las actividades de la unidad “Introducción”.



Tema	Calificación	Aspecto afectivo	
Intro->visual->conoce->recuerda1	87	Sorpresa	04-Mar-2022 11:39:09
Intro->visual->comprende->identifica1	98	Sorpresa	04-Mar-2022 11:39:17
Intro->visual->aplicar->ilustra2	100	Sorpresa	04-Mar-2022 11:39:23
Intro->visual->analiza->diferencia2	69	Sorpresa	04-Mar-2022 11:39:29
Intro->visual->evalua->selecciona1	79	Sorpresa	04-Mar-2022 11:39:36
Intro->visual->crea->disenia1	96	Sorpresa	04-Mar-2022 11:39:41

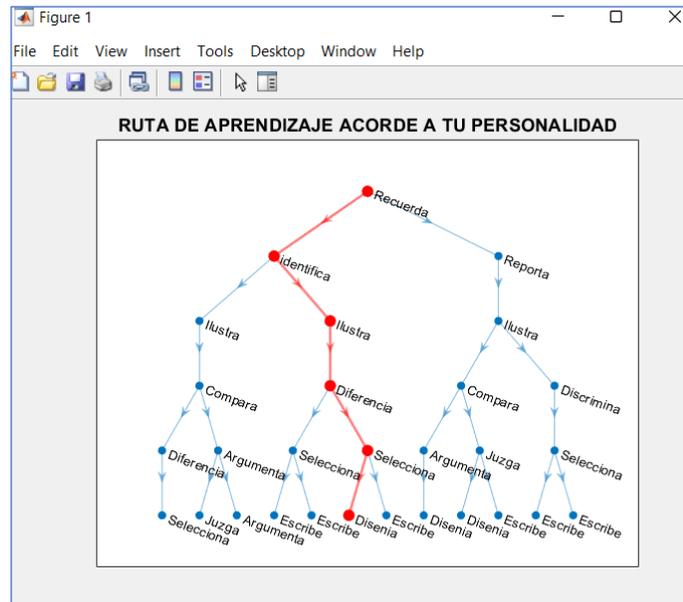
Nota. Se muestra un ejemplo que muestra las calificaciones del estudiante en la unidad “Introducción”.

Generación de ruta de aprendizaje adaptada acorde al perfil cognoscitivo.

Esta opción es llevada a cabo por el Programa Genético encargado de generar una ruta de aprendizaje acorde al perfil del estudiante, en este punto inicia el aprendizaje personalizado, ya que el estudiante puede elegir cualquiera de las unidades para iniciar el curso. Como único requisito, una vez que el alumno comienza una unidad deberá concluirla, ya que, de no ser así, no podrá continuar. Cuando el alumno culmine una unidad, podrá elegir otra, así hasta concluir el curso. Por ejemplo, la figura 48 muestra una ruta de bloques temáticos de aprendizaje generada para un

estudiante con perfil “Visual”. Dicha ruta está basada en la propuesta de bloques temáticos de estudio y actividades de aprendizaje de la taxonomía de Bloom.

Figura 48. Ruta de actividades para un estudiante con perfil visual.



Nota. Se muestra una ruta de aprendizaje basada en la taxonomía de Bloom con las siguientes actividades de aprendizaje: Recuerda->Identifica->Ilustra->Diferencia->Selecciona->Diseña.

Fechas de evaluación y entrega de actividades.

Las fechas de entrega y evaluación es un aspecto importante en todos los planes y programas de estudio, y con esto llevar a cabo la dinámica en los tiempos marcados por el calendario escolar de la Unistmo.

Para conocer las fechas de entregar de las actividades, el estudiante debe seleccionar la opción del menú “Fechas de entrega”, la figura 49 muestra un ejemplo de las fechas establecidas para el parcial 1 (1era. evaluación).

Figura 49. Fechas de evaluación del parcial 1.

Parcial 1- entrega del archivo alumno1.mat		
	Semana 1 - 6 marzo 2022	Due Mar 6
	Semana 2 - 13 marzo 2022	Due Mar 13
	Semana 3 - 20 marzo 2022	Due Mar 20
	Semana 4 - 27 marzo 2022	Due Mar 27
	Semana 5 - 3 abril 2022	Due Apr 1

Nota. Se muestra la pantalla de *Google Classroom* de las fechas de entrega de la primera evaluación (parcial 1) donde el estudiante puede hacer la entrega de sus actividades en cada una de las fechas asignadas.

4.2.3 Identificación del aspecto cognitivo al grupo piloto por el instrumento de Felder y Silverman

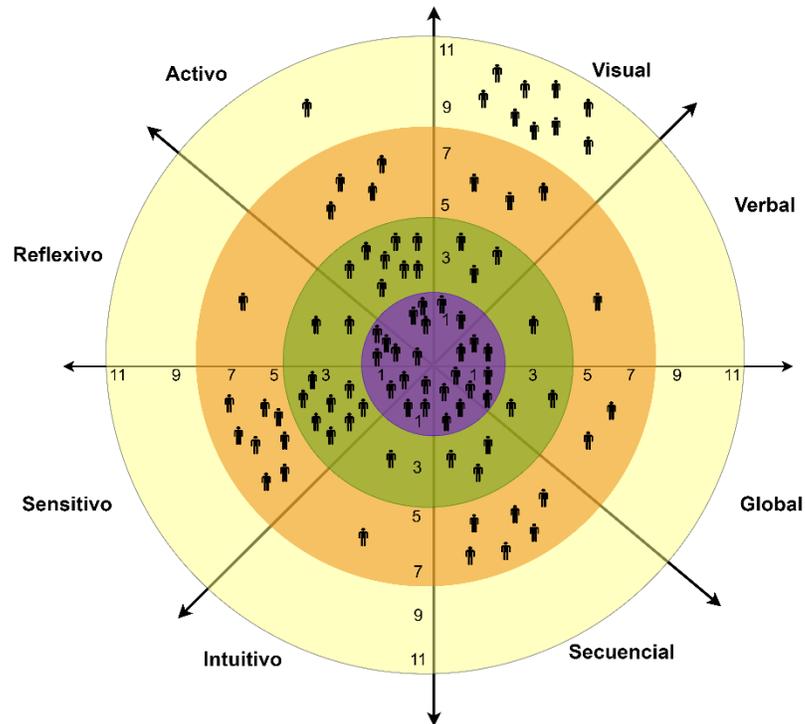
Para identificar el perfil cognitivo en la población, se aplicó el instrumento de Felder – Silverman mediante un formulario creado en la plataforma *Google Forms*. Los resultados de la aplicación a la población participante se concentraron en una hoja de cálculo para su presentación, dichos resultados se muestran en la tabla 24.

Tabla 24. Resultados de la aplicación del Instrumento de Felder-Silverman.

	A						B						
	11	9	7	5	3	1	1	3	5	7	9	11	
Activo	0	1	2	2	8	3	5	2	1	0	0	0	Reflexivo
Sensitivo	0	0	3	5	8	2	3	1	1	0	0	0	Intuitivo
Visual	2	9	0	3	3	2	3	1	0	1	0	0	Verbal
Secuencial	0	0	1	5	3	3	6	2	1	1	0	0	Global

Nota. La tabla muestra los resultados de la aplicación del instrumento de Felder – Silverman para detectar los estilos de aprendizaje. Cada fila de la matriz representa una dimensión en la especificación de los estilos de aprendizaje definidos por Felder – Silverman.

Figura 50. Resultados de la aplicación de Instrumento de Felder-Silverman.



Nota. Esta figura muestra la predominancia de los estilos de aprendizaje en la población participante, claramente se puede observar que sobresalen las dimensiones “Visual/Verbal”, y “Sensitiva/Intuitiva”.

En la tabla 24 se puede notar que la personalidad que predomina en la población se encuentra en la dimensión “Visual” con nueve estudiantes, después se encuentra la dimensión “Activo” y “Sensitivo” con ocho y ocho estudiantes, respectivamente.

El grupo piloto está formado por una muestra de 5 estudiantes pertenecientes al octavo semestre, mismos que cursan la asignatura “Inteligencia Artificial” de los cuales cuatro de ellos se encuentran en la dimensión “Visual” y uno de ellos se encuentra en la dimensión “Sensitivo”.

4.2.4 Especificación de la relación del aspecto cognitivo con la taxonomía de Bloom

La idea de establecer un criterio de clasificación de habilidades, es facilitar la comunicación entre docentes y estudiantes promoviendo el intercambio de materiales de evaluación e ideas. De igual manera, se estimula la innovación en lo que respecta a diferentes tipos de exámenes, pruebas y evaluaciones. En este contexto, Benjamin Samuel Bloom (1956) formulo una taxonomía de dominios de aprendizaje llamada “Taxonomía de Bloom”, estableciendo que si se identifican los dominios afectivo y cognitivo el estudiante podría adquirir nuevas habilidades y conocimientos.

Como se explicó en capítulos anteriores, Bloom definió los niveles de abstracción de las actividades desde orden inferior hasta orden superior como se muestra en la tabla 25.

Tabla 25. Niveles de abstracción en las actividades de la Taxonomía de Bloom.

		Procesos de orden inferior			Procesos de orden superior		
		Conoce	Comprende	Aplicar	Analizar	Evaluar	Crear
Actividades		Define	Clasifica	Demuestra	Compara	Argumenta	Ensambla
		Duplica	Describe	Dramatiza	Contrasta	Defiende	Construye
		Enlista	Discute	Emplea	Critica	Juzga	Crea
		Memoriza	Explica	Ilustra	Diferencia	Selecciona	Diseña
		Recuerda	Identifica	Interpreta	Discrimina	Apoya	Desarrolla
		Repite	Localiza	Opera	Distingue	Valora	Formula
		Reproduce	Reconoce	Programa	Examina	Evalúa	Escribe
			Reporta	Bosqueja	Experimenta		Programa
			Selecciona	Resuelve	Cuestiona		
			Traduce	Usa	Prueba		
			Parafrasea	Escribe			

Nota. Los niveles de abstracción de la taxonomía de Bloom están representados por verbos relacionados a cada actividad. Fuente (Bloom, 1956).

Basado en la taxonomía de Bloom, Churches (2009) se propone una serie de actividades llamada “Taxonomía Digital” (ver tabla 26).

Tabla 26. Taxonomía de Bloom para la era digital propuesta por Churches (2009).

CATEGORÍA	CONOCER	COMPRENDER	APLICAR	ANALIZAR	EVALUAR	CREAR
Descripción	Recuperar, recordar o reconocer conocimiento que está en la memoria.	Construir significado a partir de diferentes tipos de funciones, sean estas escritas o gráficas.	Llevar a cabo o utilizar un procedimiento durante el desarrollo de una representación o de una implementación.	Descomponer en partes materiales o conceptuales y determinar cómo estas se relacionan o se interrelacionan, entre sí, o con una estructura completa, o con un propósito determinado.	Hacer juicios en base a criterios y estándares utilizando la comprobación y la crítica.	Juntar los elementos para formar un todo coherente y funcional; generar, planear o producir para reorganizar elementos en un nuevo patrón o estructura.
Ejemplos de verbos para actividades digitales	<ul style="list-style-type: none"> Utilizar viñetas (bullet pointing) Resaltar Participar en redes sociales Marcar sitios favoritos Buscar, hacer búsquedas en Google 	<ul style="list-style-type: none"> Hacer búsquedas avanzadas Hacer búsquedas Booleanas Hacer periodismo en formato de blog (blog journalism) “Twittering” (usar Twitter) Categorizar Etiquetar Comentar Anotar Suscribir 	<ul style="list-style-type: none"> Correr (ejecutar) Cargar Jugar Operar “Hackear” (hacking) Subir archivos a un servidor Compartir Editar 	<ul style="list-style-type: none"> Recombinar Enlazar Validar Hacer ingeniería inversa (reverse engineering) “Cracking” Recopilar información de mapas mentales 	<ul style="list-style-type: none"> Comentar en un blog Revisar Publicar Moderar Colaborar Participar en redes (networking) Probar 	<ul style="list-style-type: none"> Programar Filmar Animar Blogear video blogear (video blogging) Mezclar Remezclar Participar en un wiki (wikiling) Publicar “video” “podcasting” Dirigir Transmitir
Actividades digitales	<ul style="list-style-type: none"> Recitar/Narrar/Relatar [Procesador de Texto, Mapa mental, herramientas de presentación] Examen/Prueba [Herramientas en línea, Procesador de Texto, Hojas índice] Tarjetas para memorizar (Flashcards) [Moodle, Hot Potatoes] Definición [Procesador de Texto (construcción de viñetas y listas), Mapas mentales sencillos, Wiki, Glosario de Moodle, pruebas en las que se llenan espacios en blanco] Hecho/Dato [Procesador de Texto (viñetas y listados), Mapas mentales, Internet, foros de discusión, correo electrónico] Hoja de trabajo/libro [Procesador de Texto, Mapa mental, Web, Actividades en las que se llenan espacios en blanco] 	<ul style="list-style-type: none"> Resumir [Procesador de Texto, Mapas Conceptuales, diarios en blogs, construcción colaborativa de documentos, Wiki] Recolectar [Procesador de Texto, Mapa mental, publicar en la Web, diarios en blogs y paginas sencillas de construcción colaborativa de documentos, Wiki] Alimentar un diario en Blog [Bloglines, Blogger, WordPress, etc.] Publicar a diario [Blogging, Myspaces, Bebo, Facebook, Bloglines, Blogger, Ning, Twitter] Categorizar y etiquetar [Delicious, etc.] Etiquetar, registrar comentarios [Foros de discusión, Lectores de archivos PDF, Blogs, Firefox, Zotero] Suscribir [Agregadores (lectores) RSS e.j. Bloglines, Google Reader, etc., extensiones de Firefox] 	<ul style="list-style-type: none"> Ilustrar [Corel, Inkscape, GIMP, Paint, Herramientas en línea, Herramientas para crear dibujos animados, narraciones digitales históricas, dibujos animados con hipermedios] Simular [Distribución en planta, herramientas gráficas, Sketchup de Google, Software Crocodile que simula experimentos de ciencias] Esculpir o Demostrar [Presentaciones, gráficas, captura de pantalla, conferencias usando audio y video] Presentar [Autopublicaciones simples, Presentador Multimedia, Google Docs, Zoho, Skype, Tablero interactivo utilizando herramientas virtuales, conferencias usando audio y video] Entrevistar [Procesador de Texto, Mapas mentales, podcast, vodcast, Audacity, Skype] Editar [Herramientas de sonido y video, editar un Wiki, Autopublicacio- es simples, desarrollar 	<ul style="list-style-type: none"> Encuestar [survey monkey, encuestas y votos embebidos, herramientas para redes sociales, de discusión, Usar Bases de Datos Bases de Datos que utilizan MySQL y Microsoft Access, Bases de datos planas que utilizan Hoja de Cálculo, Wikis, Sistemas de Información Geográfica o GIS] Resumir [Procesador de texto, publicar en la Web] Graficar [Hoja de Cálculo, digitalizadores, herramientas de graficación en línea] Usar Hoja de Cálculo [Calc, Microsoft Excel, herramientas en línea para Hojas de cálculo] Graficar [Hojas de cálculo, digitalizadores, herramientas en línea para Mapas mentales] 	<ul style="list-style-type: none"> Debatir [Procesador de Texto, grabar sonido, podcasting, Mapas Conceptuales, Salas de conversación, Mensajería Instantánea, Correo electrónico, Conferencias por video] Participar en Paneles [Procesador de Texto, salas de conversación, Mensajería Instantánea, Correo electrónico, Pánel de discusión, conferencias por video] Evaluar [Procesador de Texto, blogs, Wikis, páginas Web, Desktop Publishing, Mapas Mentales] Investigar [Modelos para resolver problemas de información (CMI), Internet] Opinar [Procesador de texto] Comentar, moderar, revisar, publicar [Pánel de discusión, Foros, Blogs, Wikis, Twitter, discusiones en cadena, salas de conversación] Trabajar en redes [Redes sociales de trabajo en la Web, conferencias en audio y video, correo electrónico, telecomunicaciones, Mensajería Instantánea, clases 	<ul style="list-style-type: none"> Producir Películas [Movie Maker, Pinnacle Studio, Premier de Adobe, eyespot.com, pinnacleshare.com, cuts.com, Animoto.com, dvolver.com] Presentar [Powerpoint, Impress, Zoho, Photostory, Comic life, hypercomic] Narrar Historias [Procesador de Texto, Mixbooks, Desktop Publishing, podcasting, photostory, voicethread, Comic life, dvolver.com] Programar [Lego Mindstorms & Robolab, Scratch, Alice, Game Maker] Tools] Blogging y video blogging [Blogger, Wordpress, Edublogs, Bloglines] Vodcast, podcast, videocasting, casting en pantalla – [Voicethread, Skype, Elluminate, live classroom] Planear [Inspiration, Cmap tools, Free mind, Procesador de Texto, Calendarios] Usar nuevos juegos [Gameworker, RPGmaker] Moldear [Sketchup, Blender, Maya3d PLE.

			de manera compartida un documento] • Jugar [Videojuegos de rol multijugador en línea (MMORPG), simulaciones como Global Conflicts]		virtuales]	Autocad] • Cantar [Final Notepad, Audacity, Podcasting, powerpoint] • Usar Productos para medios [Autopublicaciones, Movie Maker, GIMP, Paint.net, Tuxpaint, Alice, Flash, Podcasting]. Elaborar Publicidad [Autopublicaciones, GIMP, Paint.net, Tuxpaint, Movie Maker]
--	--	--	---	--	------------	--

Nota. Esta tabla refleja que las distintitas habilidades del siglo XXI han tenido una creciente importancia y que se utilizan en todo el proceso de aprendizaje. En algunas formas estas habilidades son tomadas como elementos de Bloom y en otras, son sólo un mecanismo que puede utilizarse para facilitar el pensamiento y el aprendizaje de orden superior. Fuente: Churches (2009).

Por otra parte, como se mencionó en capítulos anteriores, Felder y Silverman establecen cuatro dimensiones que definen la forma en como los estudiantes prefieren abordar las actividades de aprendizaje: procesar (activo/reflexivo), percibir (sensitivo/intuitivo), recibir (verbal/visual), y comprender (secuencial/global) la información. Estas dimensiones no son nuevas en el campo de los estilos de aprendizaje, lo novedoso es la forma en cómo se describe el estilo de aprendizaje de un estudiante (tabla 6.29). Tomando en cuenta la taxonomía digital de Bloom y las dimensiones de Felder y Silverman se establecen las relaciones entre el aspecto cognitivo con las actividades de aprendizaje (Alonso y Gallego, 2002; Birlík, 2015; Benjamin S Bloom et al., 1956b; Churches, 2009; Richar Felder, 2020; Richard Felder, 1996; Richard Felder y Silverman, 1988; Graf et al., 2007; Gregorc, 1982; P Honey y Mumford, 2006; Peter Honey y Mumford, 1992; D. A. Kolb, 1981, 1984; Krathwohl, 2002; Myers, 1962; J. Wang y Mendori, 2015), (ver tabla 28).

Tabla 27. Dimensiones en los estilos de aprendizaje de Felder – Silverman

Dimensión 1		Dimensión 2		Dimensión 3	Dimensión 4	
Activa / Reflexiva		Sensitiva / Intuitiva		Visual / Verbal	Secuencial / Global	
<ul style="list-style-type: none"> • Aprenden mejor trabajando activamente. • Les favorece aplicar lo aprendido. • Les gusta experimentar . • Tienen interés en comunicarse con otros. • Prefieren aprender trabajando en grupos. 	<ul style="list-style-type: none"> • Prefieren pensar acerca del material proporcionado. • Prefieren reflexionar acerca del material proporcionado. • Prefieren trabajar solos. • Prefieren trabajar en pequeños grupos. 	<ul style="list-style-type: none"> • Aprenden hechos a partir de material concreto. • Usan experiencias sensoriales de cosas particulares. • Solucionan problemas con enfoque comunes. • Tienden a ser pacientes con los detalles. • Son considerados • Son realistas • Son prácticos • Son sensible 	<ul style="list-style-type: none"> • Prefieren como fuente el material abstracto . • Prefieren teorías como material fuente. 	<ul style="list-style-type: none"> • Recuerdan mejor lo que han visto, independientemente e si es información escrita o hablada (fotos, imágenes, diagramas, etc). 	<ul style="list-style-type: none"> • Aprenden por secuencias. • Aprenden en pasos con pequeños incrementos . • Progreso de aprendizaje lineal. • Prefieren rutas escalonadas 	<ul style="list-style-type: none"> • Aprenden de forma holística • Emplean pensamiento global. • Aprenden con saltos grandes. • Absorben el material casi de manera aleatoria. • No toman en cuenta conexiones entre temas. • Consiguen tener un panorama general de todo el contenido • Resuelven problemas complejos en forma novedosa. • Tienen dificultades para explicar cómo han resuelto los problemas.

Nota. Esta tabla muestra las características de cada una de las dimensiones del instrumento de Felder – Silverman. Fuente: (Richard Felder y Silverman, 1988).

Tabla 28. Relación entre la taxonomía digital de Bloom y las dimensiones de Felder-Silverman

		ESTILOS DE APRENDIZAJE DE FELDER-SILVERMAN							
		Sensitivo / Intuitivo		Visual / Verbal		Activo / Reflexivo		Secuencial / Global	
TAXONOMÍA DE BLOOM PARA LA ERA DIGITAL	Conocer	Define Enlista Memoriza Repite	Recuerda Memoriza Define	Memoriza Recuerda duplica	Repite Reproduce enlista	Repite Reproduce Enlista memoriza	Recuerda Define	enlista Define Recuerda Repite duplica	Reproduce Memoriza define
	Comprender	Explica Traduce Reporta Parafrasea Apoya Selecciona	Infiere Parafrasea Reconoce	Identifica Reconoce Localiza	Selecciona Clasifica	Clasifica Describe Discute Reconoce Identifica reporta	Explica Reconoce Describe parafrasea	Clasifica Identifica Reconoce Parafrasea Localiza selecciona	Describe Reconoce Reporta Traduce Explica
	Aplicar	Ilustra Interpreta	Escribe Resuelve Bosqueja	Demuestra Ilustra	Interpreta Demuestra	Interpreta Usa Escribe Emplea Demuestra Programa opera	Dramatiza Bosqueja Ilustra Demuestra	Emplea Programa Emplea usa	Bosqueja Demuestra Interpreta Escribe Opera
	Analizar	Compara Diferencia Discrimina	Cuestiona Crítica Contrasta	Compara Crítica Diferencia	Examina Crítica Diferencia	Compara Distingue Prueba Discrimina	Contrasta Examina Experimenta Diferencia	Compara Contrasta Diferencia Examina experimenta	Experimenta Prueba Crítica
	Evaluar	Juzga Argumenta	Infiere Evalúa	Evalúa Selecciona	Evalúa Selecciona	Argumenta Defiende Evalúa Apoya Selecciona	Juzga Argumenta Valora	Selecciona evalúa	Argumenta Defiende Juzga Evalúa Apoya
	Crear	Formula Escribe	Diseña	Construye Crea Diseña	Diseña Crea Construye	Ensambla Crea Diseña Escribe construye	Formula Crea Desarrolla construye	Ensambla Escribe Diseña formula	Ensambla Escribe Crea Diseña Formula Construye

Nota. Esta tabla muestra la relación entre la taxonomía digital de Bloom y las dimensiones en los estilos de aprendizaje de Felder – Silverman, esta relación implica establecer los principales verbos que definen las actividades de aprendizaje.

Ahora bien, se puede simplificar tabla 28, eliminando verbos repetidos en cada uno de los niveles de abstracción (fila de la tabla), el resultado se muestra en la tabla 29.

Tabla 29. Tabla simplificada de relación entre la taxonomía digital de Bloom y las dimensiones de Felder-Silverman

		ESTILOS DE APRENDIZAJE DE FELDER-SILVERMAN										
		Sensitivo/Intuitivo-Visual/Verbal-Activo/Reflexivo-Secuencial/Global										
T. BLOOM	Conocer	Define	Duplica	Enlista	Memoriza	Recuerda	Repite	Reproduce	-	-	-	-
	Comprender	Clasifica	Describe	Discute	Explica	Identifica	Localiza	Reconoce	Reporta	Selecciona	Traduce	Parafrasea
	Aplicar	Demuestra	Dramatiza	Emplea	Ilustra	Interpreta	Opera	Programa	Bosqueja	Resuelve	Usa	Escribe
	Analizar	Compara	Contrasta	Crítica	Diferencia	Discrimina	Distingue	Examina	Experimenta	Cuestiona	Prueba	-
	Evaluar	Argumenta	Defiende	Juzga	Selecciona	Apoya	Valora	Evalúa	Infiere	-	-	-
	Crear	Ensambla	Construye	Crea	Diseña	Desarrolla	Formula	Escribe	-	-	-	-

Nota. Esta tabla muestra la simplificación de actividades en la relación de la taxonomía digital de Bloom y las dimensiones de Felder-Silverman, eliminando verbos repetidos.

Así pues, se puede definir una tabla para cada dimensión, donde solo se consideren las actividades de cada perfil. Las Tablas 30 y 31 muestran las actividades de la taxonomía de Bloom relacionadas con el perfil del Felder -Silverman “Visual” y “Sensitivo”, respectivamente.

Tabla 30 Tabla simplificada de las actividades de aprendizaje de la dimensión “Visual”.

VISUAL										
Conocer	-	Duplica	-	Memoriza	Recuerda	-	-	-	-	-
Comprender	-	-	-	-	Identifica	Localiza	Reconoce	-	-	-
Aplicar	Demuestra	-	-	Ilustra	-	-	-	-	-	-
Analizar	Compara	-	Critica	Diferencia	-	-	-	-	-	-
Evaluar	-	-	-	Selecciona	-	-	Evalúa	-	-	-
Crear	-	Construye	Crea	Diseña	-	-	-	-	-	-

Nota. esta tabla representa en cada fila únicamente las actividades que están relacionadas con la dimensión Visual.

Tabla 31 Tabla simplificada de las actividades de aprendizaje de la dimensión “Sensitiva”

SENSITIVO										
Conocer	Define	Enlista	Memoriza	-	Repite	-	-	-	-	-
Comprender	-	-	Explica	-	-	Reconoce	Reporta	Selecciona	Traduce	Parafrasea
Aplicar	-	-	Ilustra	Interpreta	-	-	-	-	-	-
Analizar	Compara	-	Diferencia	Discrimina	-	-	-	-	-	-
Evaluar	Argumenta	Juzga	-	-	-	-	-	-	-	-
Crear	-	-	-	-	Formula	Escribe	-	-	-	-

Nota. esta tabla representa en cada fila únicamente las actividades que están relacionadas con la dimensión Sensitivo.

Las tablas 30 y 31 sirven como punto de partida para la creación de una ruta de aprendizaje para cada estudiante considerando su perfil. Y así, cada una de las unidades del contenido temático propone una ruta de aprendizaje basado en la taxonomía de Bloom y el perfil de aprendizaje de cada estudiante.

Esquema general de bloques temáticos con unidades de aprendizaje en la plataforma EAAI

La figura 51 muestra el esquema general de los bloques temáticos de la asignatura IA con sus respectivas actividades.

Figura 51. Esquema general de las unidades de la asignatura IA con sus respectivas actividades



Nota. Esta figura representa el esquema general de la asignatura Inteligencia Artificial con sus unidades, además, se muestra las actividades por unidad relacionadas con la taxonomía digital de Bloom y las dimensiones de Felder-Silverman.

Especificación de los parámetros del Programa Genético (PG), que determinará la ruta de aprendizaje en cada uno de los estudiantes acorde al aspecto cognitivo

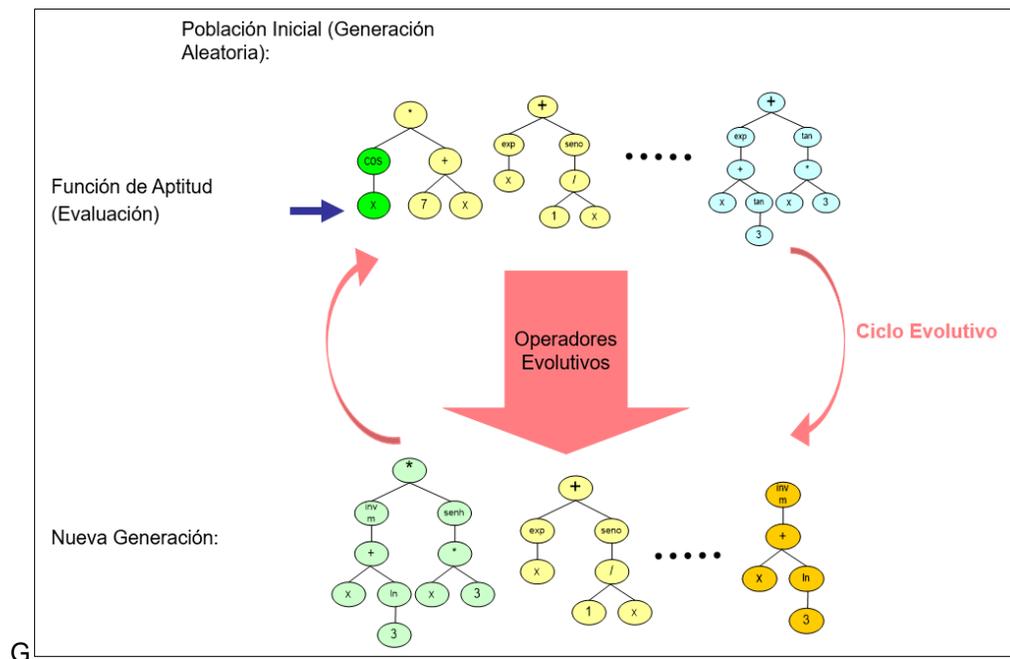
Todo lo relacionado a la generación, planificación y programación de actividades en educativas necesita una planeación previa, y buscando siempre cumplir con ciertas restricciones propias de cada asignatura, en esta sección se explica el tema del funcionamiento del Programa Genético encargado de generar y mostrar una ruta de aprendizaje personalizada a la estudiante basada en sus preferencias personales.

La Programación Genética (PG) surge como una evolución de los Algoritmos Genéticos, la cual es una metodología basada en los algoritmos evolutivos e inspirada en la evolución biológica manteniendo el mismo principio de selección natural, son útiles para generar soluciones relacionadas a la planificación y programación de actividades definidas por el usuario, estas soluciones se generan de forma automática y son representadas en estructuras de árbol binarios (Koza, 1992).

¿Cómo funciona la Programación Genética?

De acuerdo a Koza (1992) un programa genético busca el espacio de posibles soluciones adecuados para problemas específicos. El funcionamiento de un PG se muestra en la figura 52.

Figura 52. Esquema general del funcionamiento de un Programa Genético



Nota. Esta figura representa el esquema general de un programa genético.

La aplicación de un PG a un problema específico requiere de cinco pasos preparatorios (Koza, 1992), los cuales se enlistan a continuación:

1. Identificar el conjunto de terminales.

Los nodos terminales son las hojas del árbol, que corresponden a las variables o valores constantes, se pueden ver como las entradas del PG. En este estudio el conjunto de nodos terminales son las actividades de la taxonomía de Bloom (memoriza, resume, aplica, programa, etc ...), a partir de los cuales el PG construye la estructura de árbol que representa una posible solución total o parcial al problema.

2. El conjunto de funciones primitivas.

Estas funciones se emplean para realizar una conexión entre los nodos del árbol desde el nodo raíz hasta los nodos hoja. En el presente trabajo solo se emplea el operador de unión (and).

3. La Función de aptitud.

Cada posible solución se mide en términos de que tan bien se comporta en el ambiente de un problema en particular, esta medida se llama "*Función de aptitud*". La función de aptitud se puede medir por una combinación de números de instancias manejadas correctamente e incorrectamente. Para esta tesis, la aptitud está relacionada con la identificación de caminos o rutas de aprendizaje acordes a la personalidad del estudiante y las actividades incluidas pertenecientes a la taxonomía de Bloom, para explicar este concepto se toma como ejemplo la tabla 32 misma que corresponde al árbol de la figura 53 la cual representa una ruta de aprendizaje basada en la taxonomía de Bloom para un estudiante con personalidad "Sensitiva".

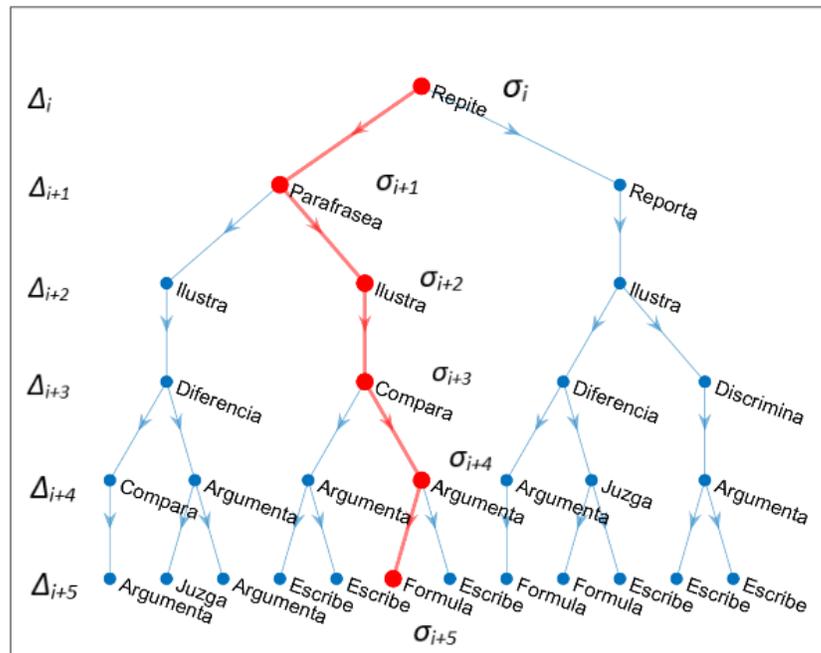
Tabla 32. Tabla simplificada de las actividades de aprendizaje de la dimensión "Sensitiva"

ESTILO DE APRENDIZAJE: SENSITIVO										
Conocer	Define	Enlista	Memoriza	-	Repite	-	-	-	-	-
Comprender	-	-	Explica	-	-	Reconoce	Reporta	Selecciona	Traduce	Parafrasea
Aplicar	-	-	Ilustra	Interpreta	-	-	-	-	-	-
Analizar	Compara	-	Diferencia	Discrimina	-	-	-	-	-	-
Evaluar	Argumenta	Juzga	-	-	-	-	-	-	-	-
Crear	-	-	-	-	Formula	Escribe	-	-	-	-

Nota. En esta tabla se resalta una actividad por nivel en la taxonomía digital de Bloom, cada actividad representa un nodo en un árbol generado por el Programa Genético.

Para calcular la aptitud se verifica que en cada nivel del árbol se encuentre al menos una de las actividades que coinciden con la taxonomía de Bloom, como se muestra en la figura 53.

Figura 53. Representación de una solución en forma de árbol binario relacionada con la tabla 6.34.



Nota. Esta figura representa una solución para un estudiante con personalidad sensitiva y es: *Repite* -> *Parafrasea* -> *Ilustra* -> *Compara* -> *Argumenta* -> *Formula*.

La ecuación 5 representa la función de aptitud, misma que está en medida del estilo de aprendizaje del estudiante al momento de tomar en curso.

$$f(k) = \frac{\mu * \max(\sum \sigma_i * \Delta_i)}{N} \quad (5)$$

Donde:

$f(k)$: es el árbol a evaluar, $k=1$ hasta número de individuos

N : es el número de niveles del árbol

i : desde 1 hasta 6 (niveles del árbol)

μ : estilo de aprendizaje

Δ_i : 1 si la actividad coincide con el nivel asignado por la taxonomía de Bloom, 0 en otro caso.

σ_i : valor de 1 si se encuentra en el nivel Δ_i , y el nodo coincide con alguna de las actividades en el nivel Δ_i y el estilo de aprendizaje μ , 0 en otro caso.

La figura 53 representa la ruta de aprendizaje dada por $f(k) = \text{Repite} \rightarrow \text{Parafrasea} \rightarrow \text{Ilustra} \rightarrow \text{Compara} \rightarrow \text{Argumenta} \rightarrow \text{Formula}$. La calidad de la ruta esa dada para un perfil *sensitivo* ($\mu = 1$) viene dada por:

$$f(k^*) = \frac{1 * \max((0*1)+(0*0)+(1*1)+(1*1)+(1*1)+(1*1))}{6} = \frac{5}{6} = 0.8333 \quad (6)$$

Para $f(k^*)$ se tiene una solución que cumple en 83% para el perfil *sensitivo*, el componente genético continuará buscando hasta encontrar soluciones que cumplan en un 100% con el perfil cognitivo en cuestión.

4. Los parámetros para controlar la corrida.

Para el problema de búsqueda de una ruta de aprendizaje, las operaciones que generaran diversidad en la población son la cruce y la mutación (Koza, 1992), sobresaliendo el operador cruce, en el cual, dos árboles se combinan para crear otros dos árboles nuevos, este proceso se lleva a cabo seleccionando dos árboles al azar, y dos nodos al azar de cada árbol, la cruce se lleva a cabo mediante el intercambio de los subárboles seleccionados en ambos árboles. El operador *cruce* es el auténtico motor de la Programación Genética, ya que provoca combinaciones generando diversidad en las posibles soluciones. Por otro lado, el operador *mutación* provoca la variación de un árbol en la población, este operador se emplea con una probabilidad muy baja (menor a 0.05), lo cual implica conservar los

principios de esta operación a nivel biológico (en la reproducción natural de las especies ocurre con mayor probabilidad la cruce que la mutación).

5. El método para designar un resultado y el criterio para terminar la ejecución del programa.

La mejor solución puede aparecer en cualquier generación, es decir, el mejor normalmente se designa como el que tiene la mayor aptitud en el caso de maximización, o el menor en caso de minimización, a la par se toma en cuenta la solución con el error menor.

4.2.5 Incremento 2

En este incremento se implementan las actividades de aprendizaje de para cada una de las dimensiones cognitivas en las unidades: Introducción (I), Redes Neuronales Artificiales (RNA), Sistemas Expertos (SE), Algoritmos Genéticos (AG), y Lógica Difusa (LD), este incremento representa las siguientes acciones:

- Especificación de material pedagógico empleado en las actividades de aprendizaje.
- Desarrollo de actividades de aprendizaje e interfaces para las dimensiones cognitivas en todas las unidades: I, RNA, SE, AG, LD.
- Especificación de las evaluaciones.

Especificación de material pedagógico empleado en las actividades de aprendizaje

El contenido empleado para el desarrollo de las actividades de aprendizaje está compuesto por el siguiente material:

- Documentos pdf.
- Presentaciones en power point.
- Videos cortos (max. 10 min).
- Artículos de revistas.

- Capítulos de libros
- Infografías.
- Páginas Web.
- Video tutoriales.
- Mapas conceptuales.
- Manuales.

Desarrollo de pantallas y contenido para las 4 dimensiones de Felder-Silverman y de la taxonomía de Bloom en las unidades Introducción, RNA, SE, AG, LD

Esta sección define el número de interfaces (pantallas) visuales para mostrar las actividades de aprendizaje acordes a los perfiles de Felder- Silverman y niveles en la taxonomía digital de Bloom. El número de pantallas y actividades de aprendizaje son:

- a) Sensitivo/Intuitivo: 38 actividades con su respectiva interfaz gráfica.
- b) Visual/Verbal: 38 actividades con su respectiva interfaz gráfica.
- c) Activo/Reflexivo: 38 actividades con su respectiva interfaz gráfica.
- d) Secuencial/Global: 38 actividades con su respectiva interfaz gráfica.

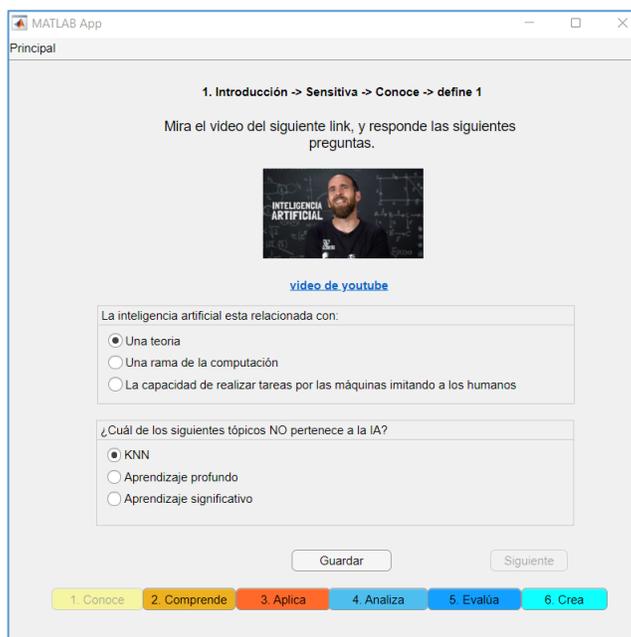
Resultando un total de 152 actividades. Las actividades de aprendizaje en este incremento están alineadas a los objetivos de la asignatura piloto (Inteligencia Artificial).

Las tablas 33 a 34 muestran las pantallas con las actividades de aprendizaje del perfil *Sensitivo* en el primer nivel de la taxonomía digital de Bloom (*Conoce*) en las unidades: Introducción”, “Sistemas Expertos”, “Algoritmos Genéticos”, “Redes Neuronales Artificiales”, y “Lógica Difusa”, así mismo, se muestra el objetivo, descripción de la actividad, y descripción de evaluación.

Tabla 33. Actividades de aprendizaje en el primer nivel de Bloom (Conocimiento) de la unidad “Introducción”

Unidad	Pantalla	Objetivo	Descripción de actividades de aprendizaje
--------	----------	----------	---

Introducción



Proporcionar los conocimientos de los fundamentos y las técnicas utilizadas en la Inteligencia Artificial.

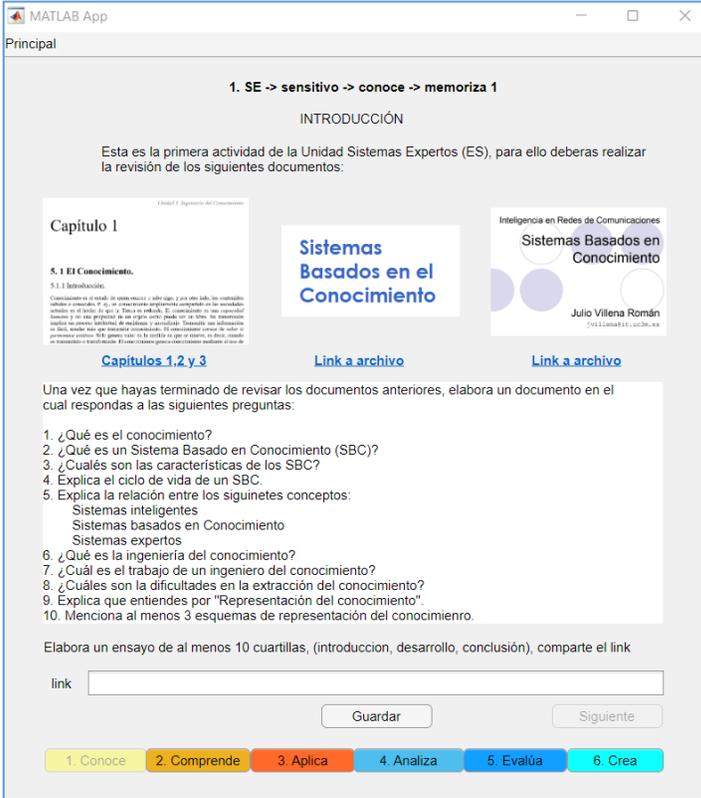
Esta actividad proporciona una liga a un video corto (max 10 min) almacenado en la plataforma YouTube, y se solicita al estudiante revisar dicho video.

Nota. Descripción de la primera actividad de la unidad “Introducción” del perfil “Sensitivo” en el nivel “Conoce”.

La tabla 33 muestra el objetivo y actividades de aprendizaje de la sección “Introducción->Sensitivo->Conoce->Define”, en la cual solicita al estudiante visualizar el video corto proporcionado. Una vez que el estudiante ha terminado de visualizar el video, la evaluación consiste en definir el significado del concepto “Inteligencia Artificial”.

La tabla 34 muestra la actividad “Sistemas Expertos-> Sensitivo-> Conoce -> Memoriza”, en la cual se solicita al estudiante revisar dos presentaciones ppt y un documento pdf. Una vez terminado de revisar dichos documentos, como evaluación se solicita contestar una serie de preguntas con la información memorizada del material proporcionado.

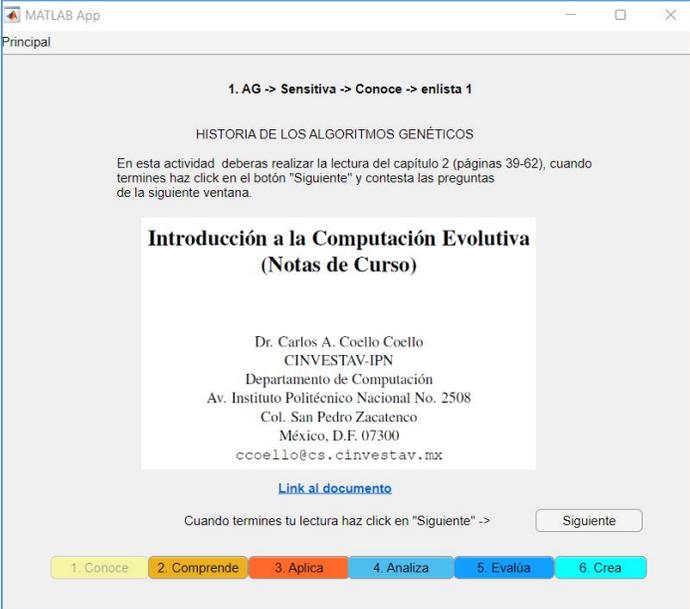
Tabla 34. Actividades de aprendizaje en el primer nivel de Bloom (Conocimiento) de la unidad “Sistemas Expertos”.

Unidad	Pantalla	Objetivo	Descripción de actividades de aprendizaje
Sistemas Expertos		<p>Proporcionar los conocimientos para experimentar con métodos conocidos en varios niveles de diseño de sistemas reconocedores de patrones: diseño de un clasificador, generación y selección de características, y sistemas de evaluación.</p>	<p>Esta actividad solicita al estudiante analizar dos presentaciones en ppt y un documento en pdf con información relacionada al área de los SE.</p>

Nota. Descripción de la primera actividad de la unidad “Sistemas Expertos” del perfil “Sensitivo” en el nivel “Conoce”.

Tabla 35. Actividades de aprendizaje en el primer nivel de Bloom (Conocimiento) de la unidad “Algoritmos Genéticos”.

Unidad	Pantalla	Objetivo	Descripción de actividades de aprendizaje
--------	----------	----------	---

Algoritmos Genéticos		Proporcionar el conocimiento relacionado a la estructura y funcionamiento de los Algoritmos Genéticos, haciendo énfasis en su inspiración biológica y Aplicaciones en el área de ingeniería.	Esta actividad solicita al estudiante realizar la lectura de un documento en formato pdf con información introductoria al tema.
----------------------	---	--	---

Nota. Descripción de la primera actividad de la unidad “Algoritmos Genéticos” del perfil “Sensitivo” en el nivel “Conoce”.

La tabla 35 muestra la actividad relacionada al primer nivel en la taxonomía de Bloom (Conoce): “Algoritmos Genéticos->Sensitivo->Conoce->Enlista “, en la cual se proporciona al estudiante una lectura relacionada a la unidad en curso (AG), para su evaluación, se solicita enlistar las respuestas a una serie de preguntas proporcionadas, una vez terminado de enlistar las respuestas, el sistema proporciona la calificación de la actividad actual acorde al número de aciertos.

Tabla 36. Actividades de aprendizaje en el primer nivel de Bloom (Conocimiento) de la unidad “Redes Neuronales”

Unidad	Pantalla	Objetivo	Descripción de actividades de aprendizaje
Redes Neuronales Artificiales		<p>Proporcionar los conocimientos para implementar aprendizaje automático, generalización y abstracción, y resolver problemas de reconocimiento, aproximación, predicción y clasificación aplicando redes neuronales artificiales.</p>	<p>Actividad que solicita al estudiante la lectura de una sección de un documento pdf y visualización de un video corto</p>

Nota. Descripción de la primera actividad de la unidad “Redes Neuronales” del perfil “Sensitivo” en el nivel “Conoce”.

Continuando con la ejemplificación de las actividades mostradas en las pantallas, la tabla 36 describe la actividad relacionada al primer nivel de la taxonomía de Bloom en la unidad “Redes Neuronales”, y está definida por: “RNA->Sensitiva->Conoce->Define”, en la cual se le solicita al estudiante realizar una lectura corta y mencionar tres definiciones relacionadas a la unidad en curso.

Así mismo, la tabla 37 muestra el objetivo y la descripción de la actividad a realizar por parte del estudiante en la unidad “Lógica Difusa->Sensitiva->Conoce->Enlista”. Para evaluarla, se le solicita al estudiante enlistar al menos 30 conceptos relacionadas al tema en estudio.

Tabla 37. Actividades de aprendizaje en el primer nivel de Bloom (Conocimiento) de la unidad “Lógica Difusa”

Unidad	Pantalla	Objetivo	Descripción de actividades de aprendizaje
Lógica Difusa		<p>Proporcionar los conocimientos metodológicos que permitan al estudiante implementar y solucionar problemas mediante Lógica Difusa.</p>	<p>En esta actividad se le proporciona un documento pdf, y se le solicita realizar dos lecturas cortas.</p>

Nota. Descripción de la primera actividad de la unidad “Lógica Difusa” del perfil “Sensitivo” en el nivel “Conoce”.

Rúbricas

Hasta este punto surgen dos importantes cuestionamientos ¿Cómo se va a calificar? y ¿Cómo interpretar los resultados de la evaluación? Los principios de la evaluación en formación profesional no deben ser considerados como una comparación entre individuos, sino como un proceso de recolección de evidencias y de formulación de juicios sobre la medida y la naturaleza del progreso hacia los desempeños requeridos, establecidos en un estándar o un resultado del aprendizaje (Panqueva, 2021).

En la plataforma EAAI, las actividades de aprendizaje están alineadas a los objetivos del curso, el perfil cognitivo, y las estrategias pedagógicas que permitan

construir conocimiento (Panqueva, 2021). Además, se toman en cuenta los siguientes conceptos:

- a) **Confiabilidad:** las evaluaciones son confiables cuando son aplicadas e interpretadas consistentemente de estudiante a estudiante y de un contexto a otro.
- b) **Flexibilidad:** las evaluaciones son flexibles cuando se adaptan satisfactoriamente a una variedad de modalidades de formación y a las diferentes necesidades de los estudiantes.
- c) **Imparcialidad:** las evaluaciones son imparciales cuando no perjudican a alumnos particulares, así como cuando todos los estudiantes entienden lo que se espera de ellos y de qué forma se llevará a cabo la evaluación.

Las actividades de evaluación a entregar por parte del estudiante se componen de:

- Mapas conceptuales.
- Resúmenes.
- Ensayos.
- Videos.
- Audios.
- Programas.
- Cuestionarios con respuestas.
- Cuadros de doble entrada.
- Demostraciones algorítmicas.
- Proyectos finales.
- Líneas de tiempo.

Evaluación por portafolios

Dada la naturaleza de las actividades, la interpretación y evaluación de las actividades se realiza por “*Portafolio*” (Panqueva, 2021). El concepto de portafolio hace referencia a la designación de un proceso y lugar que permite recopilar las fuentes o datos entregados por los estudiantes, el portafolio puede ser físico o virtual. Su principal uso es, organizar la información realizada y entregada durante

un periodo prolongado (un semestre) que permite el registro evolutivo del desempeño y progreso del estudiante. Este portafolio contiene diferentes tipos de información: graficas, videos, dibujos, grabaciones, trabajos escritos, etc.

En la plataforma EAAI el portafolio se encuentra alojado en *Google Drive*. Una vez que el estudiante concluye una de las actividades de aprendizaje, éstas son entregadas proporcionando una liga a la dirección de la plataforma *Google Drive* donde se encuentra dicha actividad, y así, todas las actividades estarán disponibles en la plataforma *Google Drive* para que el docente de la asignatura las evalúe y lleve un registro evolutivo del desempeño y progreso del estudiante.

5. Resultados del análisis cuantitativo

Para demostrar el objetivo principal de la investigación: “*Desarrollar un entorno de Aprendizaje Adaptativo Inteligente basado en una plataforma de software tecnopedagógica para el mejoramiento del aprovechamiento escolar de los alumnos de Ingeniería en Computación en la Universidad del Istmo*”, se presentan los resultados de la aplicación de la plataforma Entorno de Aprendizaje adaptativo Inteligente (EAAI) descrita en el incremento 1 y 2, dicha plataforma se aplicó al grupo de 8vo semestre de la carrera de Ingeniería en Computación de la Universidad del Istmo, mismo que está formado por 5 estudiantes de la asignatura “Inteligencia Artificial” donde 4 estudiantes tienen perfil Visual/Verbal representados con la notación: A1, A2, A4, A5, y un estudiante con perfil Sensitivo/Intuitivo representado con la notación: A3. Es importante mencionar que los registros de avance están realizados en tres evaluaciones dentro de las fechas 1 de marzo de 2021 – 26 de junio de 2021 (16 semanas).

Los puntos a tratar en estos resultados son los siguientes:

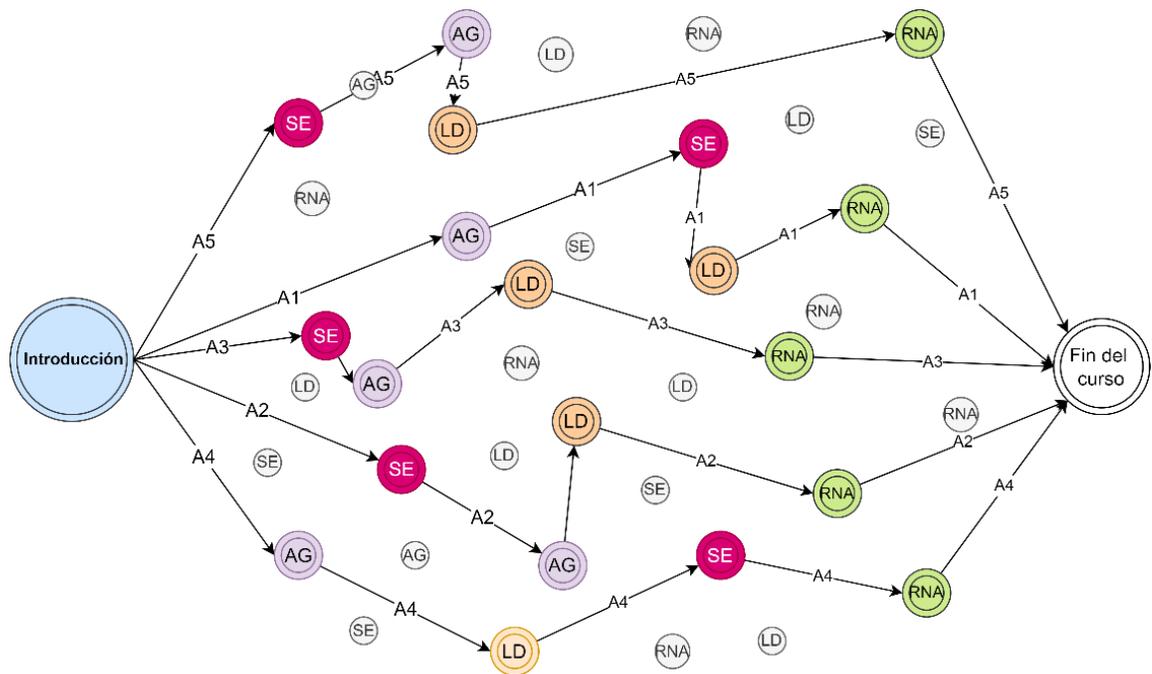
- Resultados obtenidos en la ruta de aprendizaje adaptativo individual y grupal (selección de unidades por estudiante).
- Resultados en las actividades de aprendizaje cognitivas y actividad afectiva presentada por los estudiantes.
- Resultados de la evolución en el avance de actividades de aprendizaje relacionadas con el estado de ánimo.
- Resultados de la evolución del porcentaje de avance en actividades de aprendizaje.
- Resultados de la evolución en el aprovechamiento académico (calificaciones).
- Relación: avance en las actividades de aprendizaje / calificación.
- Comparación de resultados obtenidos en la plataforma EAAI con semestres anteriores.

- Curva de aprendizaje.

5.1.1 Resultados obtenidos en la ruta de aprendizaje adaptativo individual y grupal (selección de unidades por estudiante)

El aprendizaje adaptativo hace énfasis en las necesidades individuales de cada estudiante, la plataforma EAAI permitió a los estudiantes elegir su ruta de aprendizaje acorde a intereses personales. Como punto de partida en estos resultados, la figura 54 muestra todas las rutas de aprendizaje elegidas por los estudiantes en la asignatura IA.

Figura 54. Ruta de aprendizaje elegida por los estudiantes A1 – A5 en la asignatura Inteligencia Artificial.



Nota. Esta figura representa las rutas de aprendizaje elegidas por los estudiantes, por ejemplo, el A1 optó por la ruta: introducción, AG, SE, LD, RNA.

Hasta este punto es importante mencionar algunos datos importantes en el aprendizaje adaptativo, como punto de partida todos los estudiantes coincidieron en iniciar por la unidad 1 “introducción”, esto debido a la necesidad de conocer de forma

general los aspectos introductorios de la asignatura, después cada estudiante tomo su propio camino, por ejemplo, como unidad 2 el estudiante A1 optó por la unidad AG, los estudiantes A2, A3 y A5 optaron por la unidad SE, y el estudiante A4 opto por la unidad LD, como unidad 3 los estudiantes A2, A3, y A5 eligieron la unidad AG, el estudiante A1 eligió SE y el estudiante A4 eligió LD; finalmente, como cuarta y quinta unidad los estudiantes A1, A2, A3, A5 eligieron la unidad LD y RNA, y el estudiante A4 eligió SE y RNA. Lo anterior refleja la verdadera esencia del Aprendizaje Adaptativo. Las rutas de aprendizaje por estudiante se resumen a continuación:

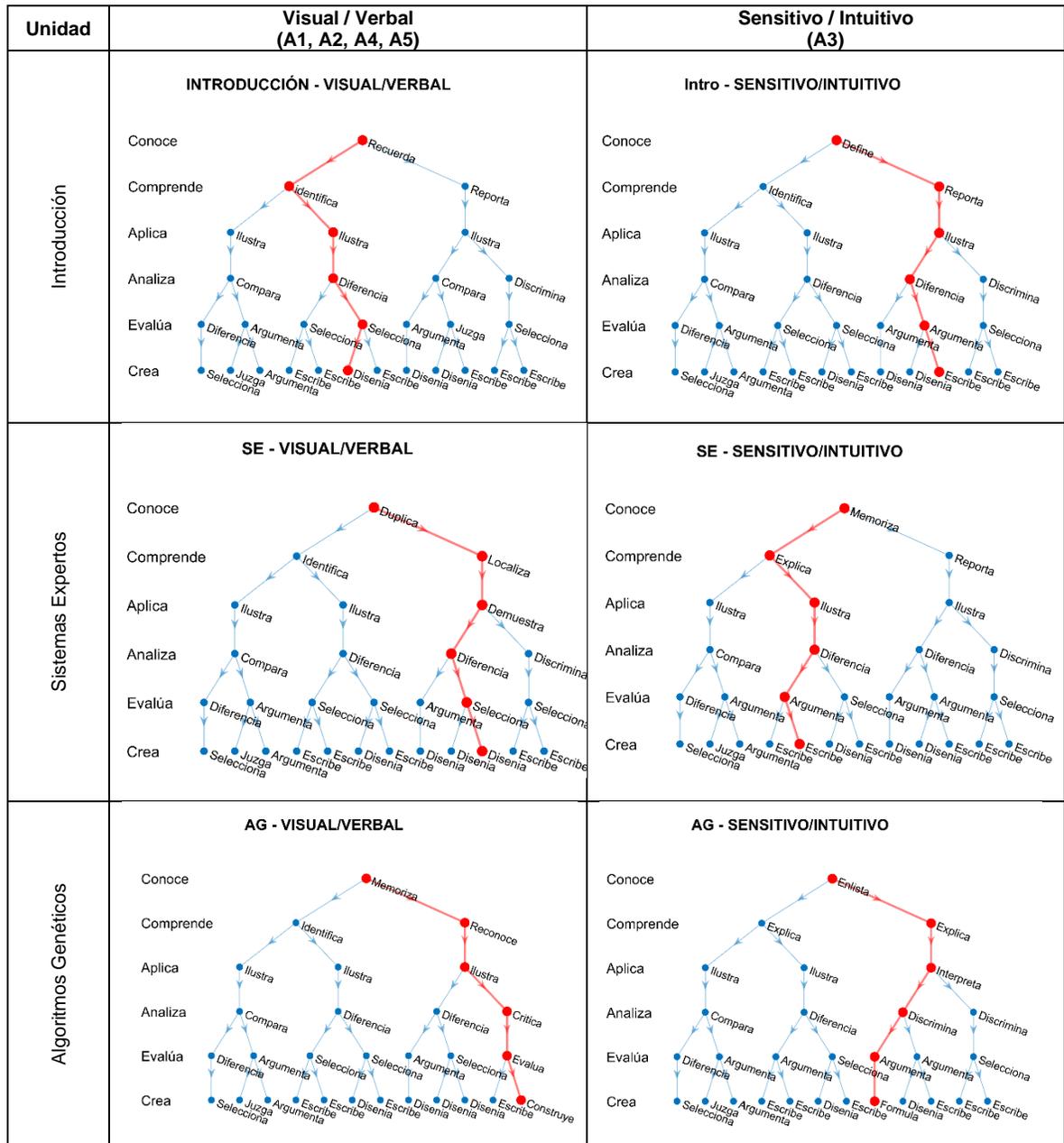
- A1: Intro->AG->SE->LD->RNA.
- A2: Intro->SE->AG->LD->RNA.
- A3: Intro->SE->AG->LD->RNA.
- A4: Intro->AG->LD->SE->RNA.
- A5: Intro->SE->AG->LD->RNA.

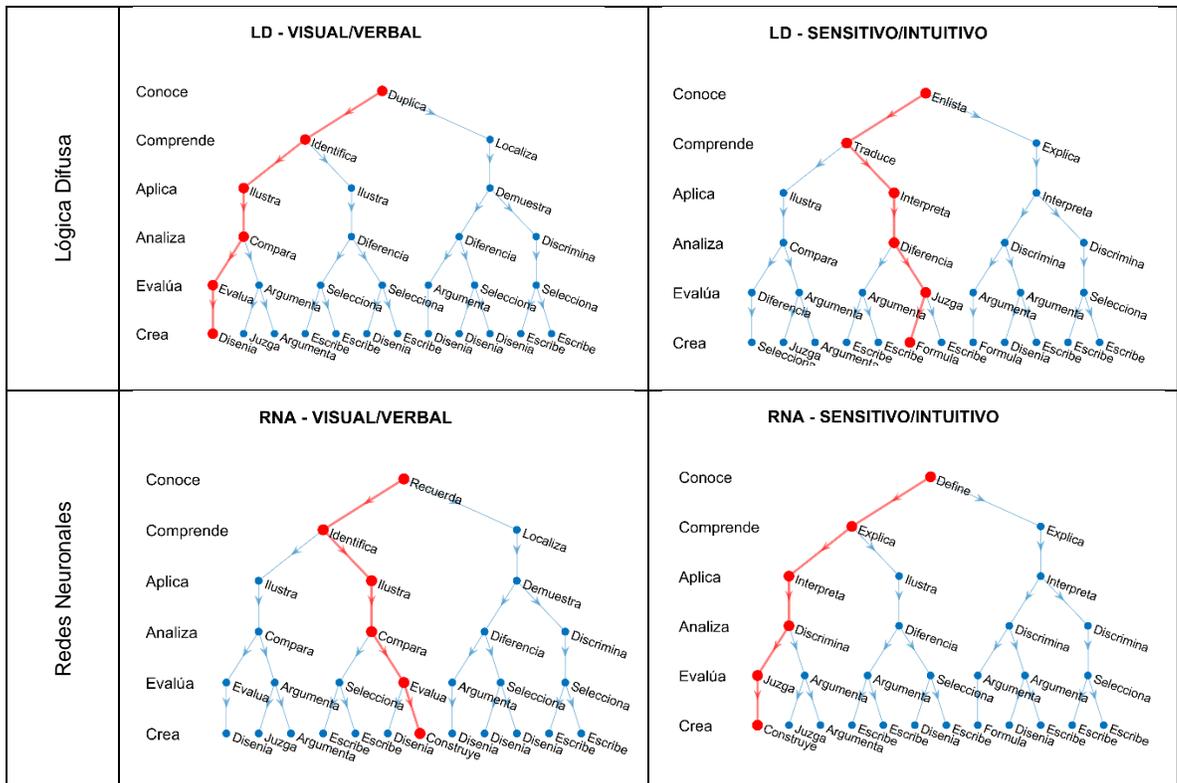
5.1.2 Resultados en las actividades de aprendizaje cognitivas realizadas por los estudiantes

Ahora bien, las actividades realizadas por los estudiantes en la plataforma EAAI durante el curso están basadas en la taxonomía de Bloom para la era digital (Churches, 2009), algunas de ellas son las siguientes: ilustrar, debatir, presentar, graficar, programar, entrevistar, resumir, investigar, etc. El avance en las actividades de aprendizaje cognitivo de los estudiantes en la plataforma está directamente relacionado con los niveles de abstracción de la taxonomía digital de Bloom, las cuales incluyen actividades desde orden inferior hasta orden superior.

La figura 55 muestra las rutas de aprendizaje que se generaron para cada estudiante con perfil cognitivo Visual/Verbal (A1, A2, A4, A5), y Sensitivo/Intuitivo (A3), y que fueron realizadas en cada una de las unidades de la asignatura cursada.

Figura 55. Rutas de aprendizaje en cada una de las unidades de la asignatura IA.

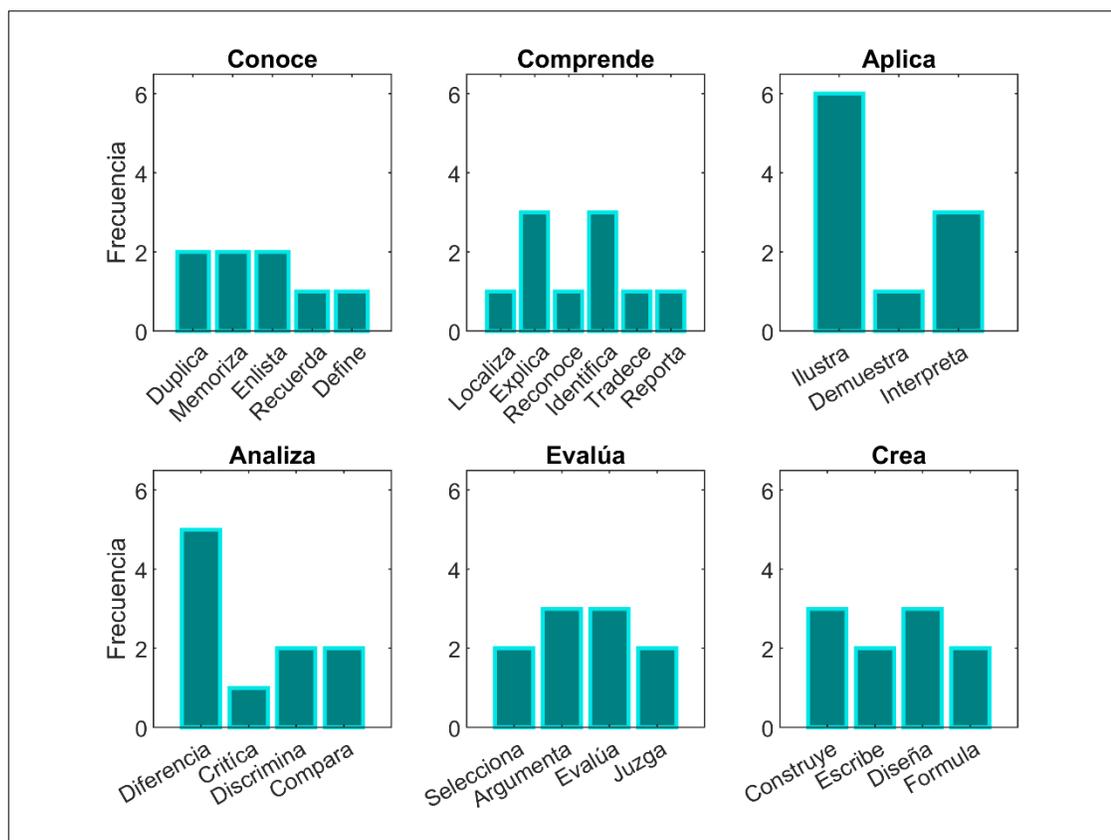




Nota. esta figura muestra las rutas en las actividades de aprendizaje llevadas a cabo por los estudiantes de la asignatura IA con perfiles Visual/Verbal y Sensitivo/Intuitivo.

La distribución de las actividades cognitivas realizadas en todo el curso por nivel de abstracción se puede ver en la figura 56 y la tabla 7.1 muestra valores estadísticos.

Figura 56. Total de actividades cognitivas de aprendizaje por nivel



Nota. Esta figura muestra el número de actividades cognitivas y su correspondiente nivel de abstracción llevadas a cabo por los estudiantes durante el curso.

Tabla 38. Valores estadísticos de las actividades de aprendizaje de la figura 56.

	Frecuencia	Actividad
Máximo	6	Ilustra
Media	3	Argumenta, Evalúa, Explica, Identifica, Diseña, Construye, Interpreta
Mínimo	1	Recuerda, define, localiza, Demuestra, Crítica

Acorde a la tabla 38 se puede observar que la actividad que se llevó a cabo con más frecuencia fue *Ilustra*, en esta actividad se le solicitó al estudiante realizar tareas como *ilustrar relaciones, ilustrar significados, ilustrar características, ilustrar consecuencias*. Por otra parte, las actividades que se llevaron a cabo con frecuencia promedio fueron *Argumenta, Evalúa, Explica, Identifica, Diseña, Construye, e*

Interpreta. Y las llevadas a cabo con menor frecuencia fueron *Recuerda, Define, Localiza, Demuestra, y Crítica.*

5.1.3 Resultados de la evolución en el avance de actividades de aprendizaje relacionadas con el estado de ánimo

Los resultados en la evolución en el avance de actividades de aprendizaje y su relación con el estado de ánimo muestran aspectos interesantes, por ejemplo, el *miedo* fue el estado de ánimo que apareció con mayor frecuencia, para analizar los resultados con mayor detalle se muestra la tabla 39 la cual tiene la información de la evolución de los estados de ánimo que mostraron los estudiantes al abordar las actividades de aprendizaje, esto durante tres evaluaciones en 16 semanas que duro el curso. Los resultados mostrados incluyen información de los alumnos A1 hasta el A5 durante todo el curso. Dicha tabla muestra claramente la dinámica en las actividades de aprendizaje llevadas a cabo por el grupo en general, pero resulta interesante analizar los avances de forma individual en las tres evaluaciones, por ejemplo, las primeras 5 semanas abarcan la primera evaluación donde se incluyen las unidades 1 y 2; el A1 logró concluir la primera evaluación en las primeras 4 semanas, distribuyendo su carga académica de forma equilibrada, y con esto tuvo libre la semana 5; por otro lado el estudiante A2 eligió tener una carga de trabajo mayor en la semana 2, y así llevar de forma holgada las actividades en las semanas restantes de la evaluación 1; algo interesante ocurre con el A3 quien distribuyó de forma equilibrada la carga de trabajo para las unidades 1 y 2; con respecto al A4 y A5 su avance fue similar resaltando que la distribución en las actividades fue muy cercana al A3.

Tabla 39. Evolución en el aspecto afectivo por los estudiantes en la asignatura IA.

		Evaluación 1					Evaluación 2					Evaluación 3				
		SEMANAS														
Nivel de abstracción		S1	S2	S3	S4	S5	S6	S7	S8	S9	S10	S12	S13	S14	S15	S16
A1	Conoce	😊		😊			-		😊			😊				
	Comprende	😊		😊			😊		😊			😊				
	Aplica	😞		-			-		😊				😊			
	Analiza		😊		😊				😊		😊				😊	
	Evalúa		😊		😊				😊		😊				😊	
	Crea		😊		😊					😊		-				😊
A2	Conoce	😊		😊			😊				😊	😊				
	Comprende		😊		😊		😊				😊	😊				
	Aplica		😊		-		😊				😊	-				
	Analiza		😊			-		😊			😊		-			
	Evalúa		😊			😊			😊		-				-	
	Crea		😊			😊				-						😊
A3	Conoce	😊		😊			-				😊	😊				
	Comprende	😊		😊				😊			😊	😊				
	Aplica		😊		😊			😊			😊		😊			
	Analiza		😊		😊				😊		😊				😊	
	Evalúa		😊		😊				😊		😊				😊	
	Crea		😊		😊					😊						😊
A4	Conoce	-		😊			😊				😊	😊				
	Comprende	-		-				😊			😊			-		
	Aplica	😊			😊			😊			-		😊			
	Analiza		-		😊				😊		😊				-	
	Evalúa		-		😊				😊		😊				-	
	Crea			😊		-				😊		😊				-
A5	Conoce	-		-			-				😊	😊				
	Comprende	😊			😊		😊				😊	😊				
	Aplica	😊			-			😊			😊		😊			
	Analiza		😊		😊				😊		😊			😊		
	Evalúa				😊					😊	😊				😊	
	Crea		😊			-				😊	😊					😊

Unidad 1	
Unidad 2	
Unidad 3	
Unidad 4	
Unidad 5	

Enojo	😡
Miedo	😱
Triste	😞
Disgusto	😤
Sorpresa	😲
Feliz	😊

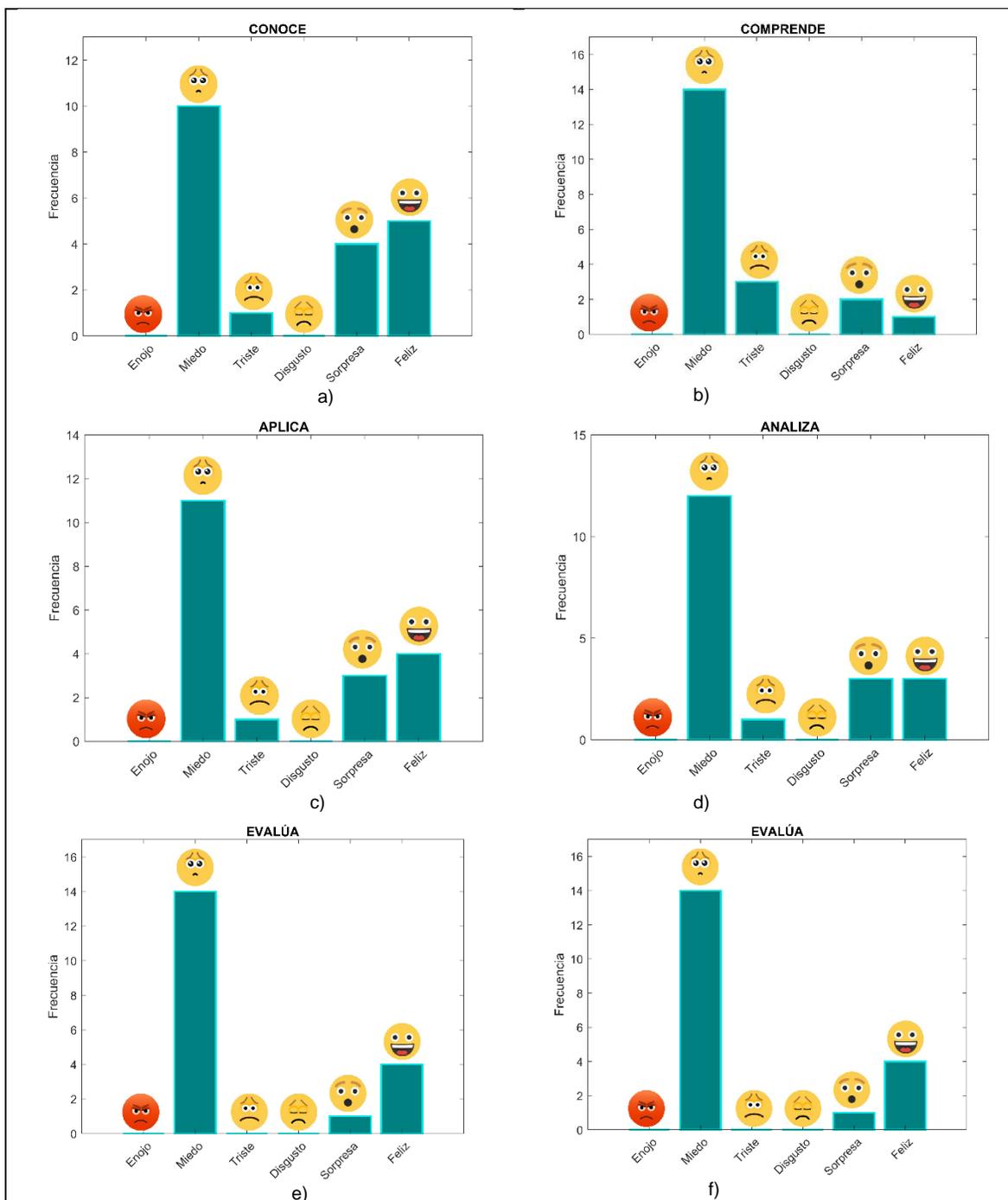
Nota. Esta tabla muestra el avance cognitivo de las actividades de aprendizaje realizadas durante el curso IA.

Igualmente, la tabla 39 también muestra los avances de la evaluación 2 llevada a cabo de las semanas 6 a 10 en la cual se solicita concluir las unidades 3 y 4, en esta evaluación se resalta que los estudiantes ya conocen la mecánica de la plataforma, como aspecto importante la carga de trabajo se lleva de manera relajada

de las semanas 6 a 9, acumulando la carga en la última semana, aun así, la conclusión de la evaluación 2 se llevó a cabo de forma satisfactoria. Y así, la misma tabla muestra también el avance y finalización de las actividades de la evaluación 3, en la cual los estudiantes ya están familiarizados con la mecánica de la plataforma y se puede observar que las actividades fueron realizadas con una distribución personalizada y equilibrada. Ahora bien, para demostrar cual fue el estado de ánimo que predominó durante el curso, se muestran las figuras 57 y 58 donde se observan las frecuencias de cada estado de ánimo por nivel de abstracción, en la misma figura se comienza a observar que el *miedo* tiene predominancia sobre los demás estados de ánimo.

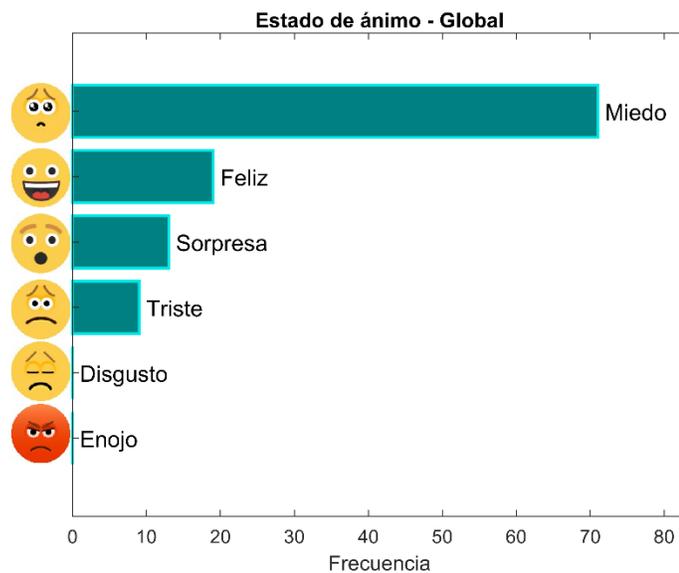
Un análisis estadístico global permitió conocer de forma cuantitativa las frecuencias de los distintos estados de ánimo encontrados en el presente estudio, dicho análisis estadístico incluye mínimos, medias, y máximos, mismos que se muestran en la tabla 40.

Figura 57. Estados de ánimo en cada uno de los niveles de abstracción.



Nota: esta figura muestra los estados de ánimo que los estudiantes adoptaron en las actividades de aprendizaje incluidas en los niveles de abstracción de la taxonomía de Bloom: a) Conoce, b) Comprende, c) Aplica, d) Analiza, e) Evalúa, y f) Crea.

Figura 58. Frecuencias de los estados de ánimo global durante todo el curso.



Nota. Esta figura muestra el estado de ánimo global, el eje “Y” representa al aspecto cognitivo (estado de ánimo), y el eje “X” representa las veces que ocurrió cada estado de ánimo al momento de realizar las actividades de aprendizaje en la plataforma EAAI.

Tabla 40. Análisis estadístico de las frecuencias de ocurrencia en los estados de ánimo.

	Frecuencia	Actividad
Máximo	71	Miedo
Medias	9,13,19	Triste, Sorpresa, Feliz
mínimo	0	Enojo, Disgusto

Nota. se muestra la frecuencia de ocurrencia de los estados de ánimo que presentaron los estudiantes al abordar la plataforma EAAI.

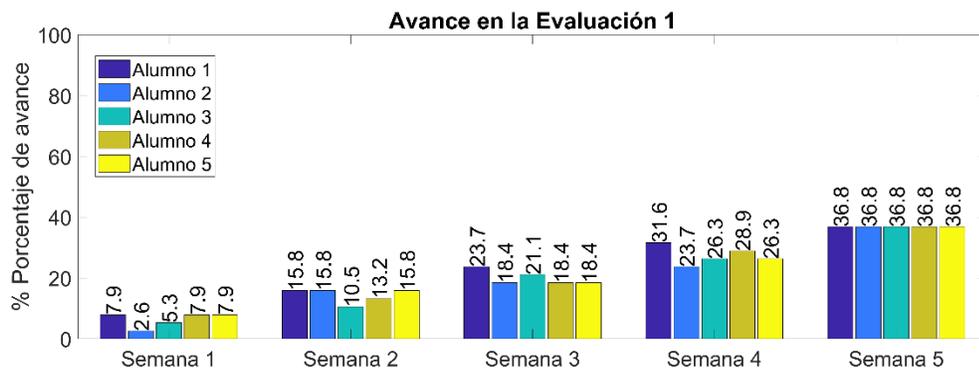
Los resultados muestran distintos aspectos interesantes, en los que se puede destacar lo siguiente, el estado de ánimo más frecuente fue el “*Miedo*” presentado por los estudiantes A1, A2, A3, A4 y A5, al abordar las actividades de aprendizaje en la plataforma EAAI, este aspecto está relacionado a la incertidumbre y desconocimiento al tener contacto con nuevas herramientas de aprendizaje como como lo es la plataforma de software empleada. Por otro lado, los estados de ánimo “*Tristeza, Sorpresa, y Felicidad*” también ocurrieron, aunque con menor frecuencia (9, 13 y 19 veces), finalmente, dos estados de ánimo muy parecidos “*Enojo y*

Disgusto” no fueron notables en la interacción con la plataforma, esto permite saber que la disposición de los estudiantes al abordar nuevas tecnologías emergentes en sus actividades de aprendizaje fue tomada desde una actitud positiva.

5.1.4 Resultados de la evolución del porcentaje de avance en actividades de aprendizaje

Continuando con los resultados de la intervención, ahora se presentan la evolución en los porcentajes de avance de los estudiantes en la realizaron las actividades de aprendizaje, cabe resaltar que, acorde al perfil cognitivo cada estudiante realiza 38 actividades divididas en tres evaluaciones, las cuales representan el 100% del curso, para detallar estos resultados en la figura 59. se muestra el comportamiento del avance de actividades concluidas llevadas a cabo en las primeras 5 semanas del curso (evaluación 1).

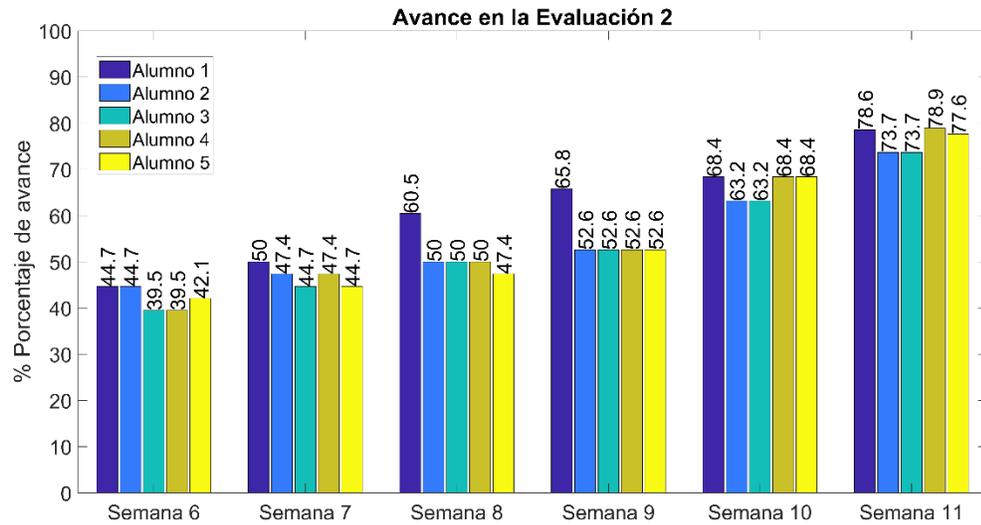
Figura 59. Avances en la “Evaluación 1” (semana 1 - 5) por los estudiantes de la asignatura IA.



Nota. se muestran los avances de las actividades concluidas en la evaluación 1 (semana 1-5), en el eje X se muestra las semanas y en el eje Y el porcentaje de avance en la asignatura.

Los avances estuvieron controlados por las fechas de evaluación, consecuentemente, una vez concluida la *evaluación 1*, se obtuvieron los resultados de la *evaluación 2*, mismos que se muestran en la figura 60.

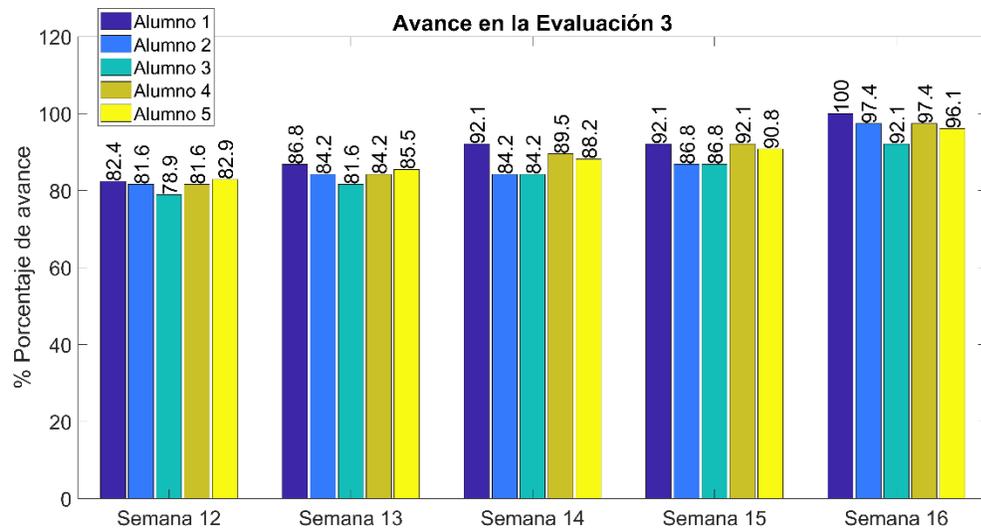
Figura 60. Avances en la "Evaluación 2" (semana 6 - 11) por los estudiantes de la asignatura IA.



Nota. se muestran los avances de las actividades concluidas en la evaluación 2 (semana 6 - 11), en el eje X se muestra las semanas y en el eje Y el porcentaje de avance, en la asignatura.

Y así, en la figura 61 se muestran los resultados de la Evaluación 3.

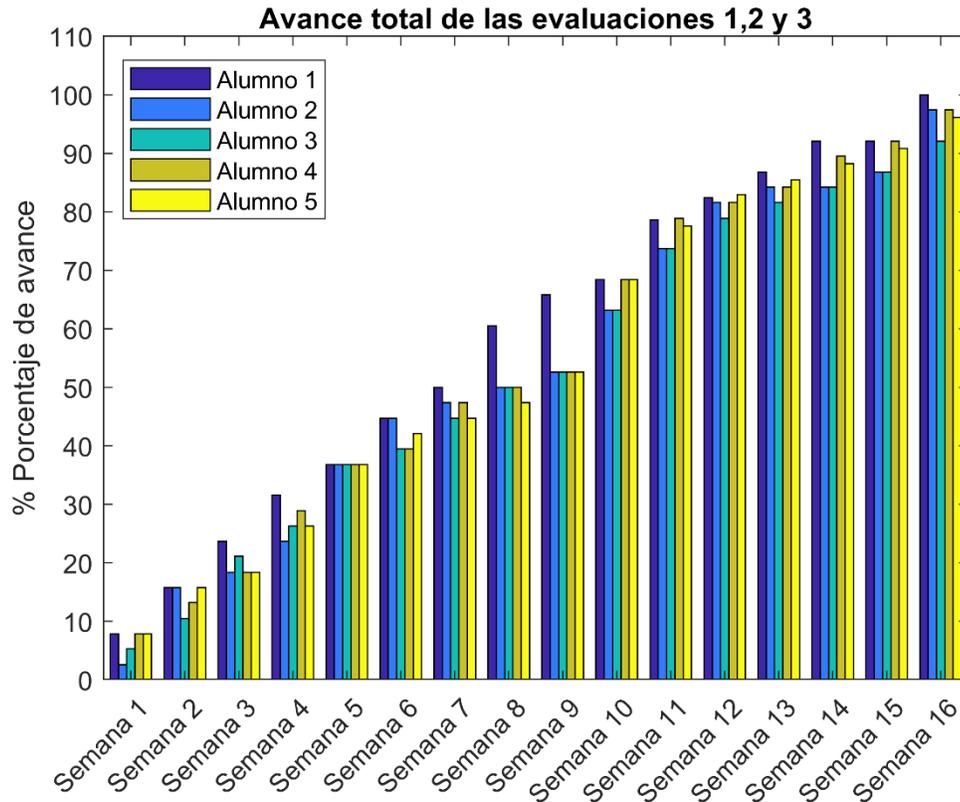
Figura 61. Avances en la "Evaluación 3" (semana 12 - 16) por los estudiantes de la asignatura IA.



Nota. se muestran los avances de las actividades concluidas en la evaluación 3 (semana 12 - 16), en el eje X se muestra las semanas y en el eje Y el porcentaje de avance.

Un concentrado de los avances de las tres evaluaciones se muestra en la figura 62.

Figura 62. Concentrado de la evolución de avances en las evaluaciones 1, 2 y 3 (semanas 1 - 16).



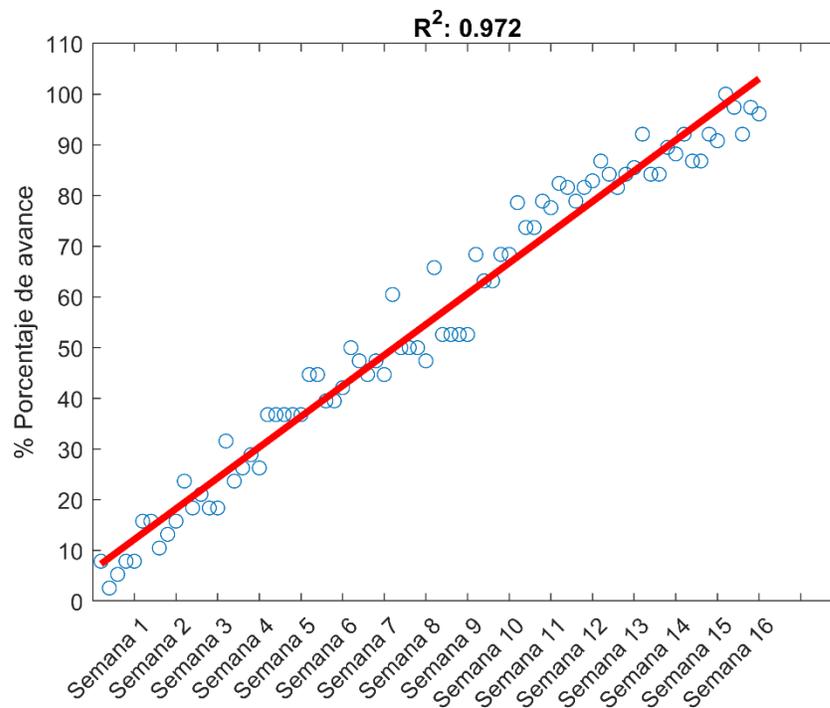
Nota. Se muestra el comportamiento del avance en las actividades de aprendizaje de los 5 alumnos que cursaron la asignatura IA durante 16 semanas.

En las gráficas mostradas se puede observar que en los avances grupales de actividades existió una distribución equilibrada con respecto al tiempo, esto debido principalmente a la posibilidad que tuvo cada alumno al elegir su ruta de aprendizaje. De forma individual, se puede observar que el A1 siempre llevo una ventaja con respecto a sus demás compañeros, esto le posibilito tener tiempo disponible para otras actividades, de hecho, el A1 fue el único en concluir el curso al 100%, ya que los estudiantes A2, A3, A4 y A5 cubrieron en total 97.4%, 92.1%, 97.4% y 96.1% respectivamente (ver figura 62), la principal razón por la cual no se completó en curso al 100% fue la falta de coordinación individual en el tiempo por

parte del estudiante, a pesar de esto, su desempeño académico no se vio afectado, ya que el curso se concluyó en un porcentaje superior al 95%.

Por otra parte, para evidenciar la distribución equilibrada en el avance de las actividades de todos los alumnos, se calculó el coeficiente de *Pearson* el cual muestra $R^2= 0.972$, esto quiere decir que el avance tuvo una distribución equilibrada en el tiempo y carga de trabajo durante todo el curso.

Figura 63. Coeficiente de *Pearson* en la evolución de avances en las actividades de aprendizaje.



Nota. Se muestra el coeficiente de *Pearson* calculado con los valores del avance en las actividades de aprendizaje (eje Y) en cada una de las semanas (eje X) que duro el curso.

5.1.5 **Resultados de la evolución en el aprovechamiento académico (calificaciones)**

Ahora bien, además de analizar los resultados anteriores, también es importante conocer los resultados en la evolución de las calificaciones de los alumnos durante la intervención. Para ello se toman en cuenta las tres evaluaciones establecidas en

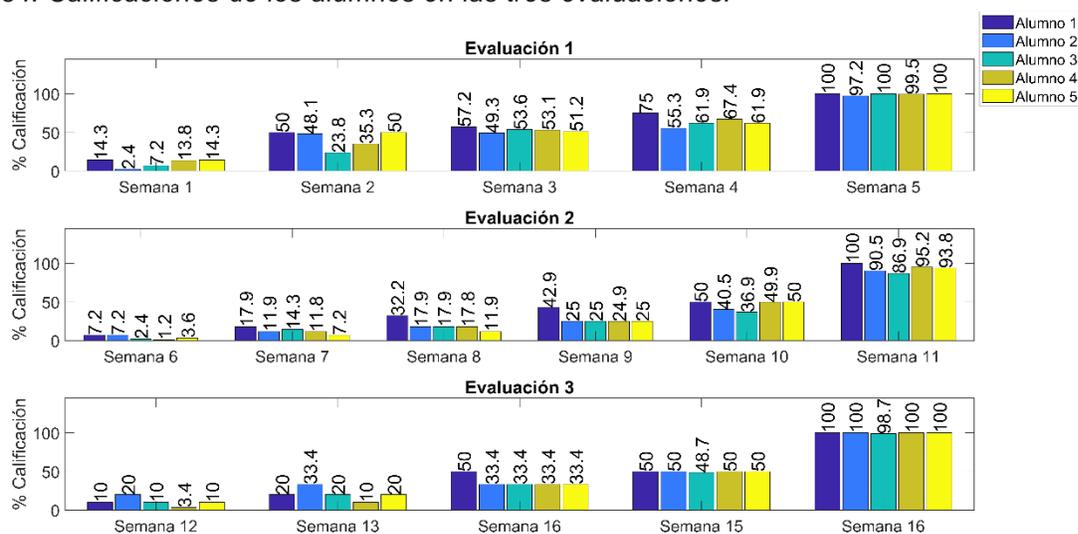
el curso, cada evaluación tiene una ponderación de 0 – 100, misma que se calcula asignando un porcentaje por nivel de abstracción como se muestra en la tabla 41.

Tabla 41. Cálculo de la calificación por evaluación basada en nivel de abstracción de cada actividad.

Nivel de abstracción	porcentaje
1. Conoce	10%
2. Comprende	20%
3. Aplica	30%
4. Analiza	40%
5. Evalúa	50%
6. Crea	60%
Total	$T = \sum_{i=1}^6 \frac{\mu_i}{210}$ <p>Donde: $i = 1 \dots 6$ μ_i: nivel de abstracción</p>

La figura 64 muestra información cuantitativa acerca de la evolución en la calificación que los estudiantes obtuvieron de manera incremental durante las tres evaluaciones que duro el curso en las 16 semanas. En la misma figura se observa que los resultados en el avance y evaluación tienen comportamiento similar, esto quiere decir que existe una estrecha relación entre la actividad y el tiempo asignado para cada actividad.

Figura 64. Calificaciones de los alumnos en las tres evaluaciones.



Nota. se muestra la calificación de cada uno de los alumnos en las tres evaluaciones dentro de las 16 semanas que dura el curso.

Con la información de las calificaciones durante todo el curso es posible obtener la media y así tener un indicador que ayude a determinar la eficiencia de la plataforma EAAI, esto se muestra en la tabla 42.

Tabla 42. Media de las calificaciones de los alumnos en las tres evaluaciones.

Alumno	Evaluación 1 (Ev1)	Evaluación 2 (Ev2)	Evaluación 3 (Ev3)	Promedio final (Ev1+Ev2+Ev3) /3
1	100	100	100	100
2	97.2	90.5	100	95.9
3	100	86.9	98.7	95.2
4	99.5	95.2	100	98.2
5	100	93.8	100	97.9
Media	99.3	93.2	99.7	97.4

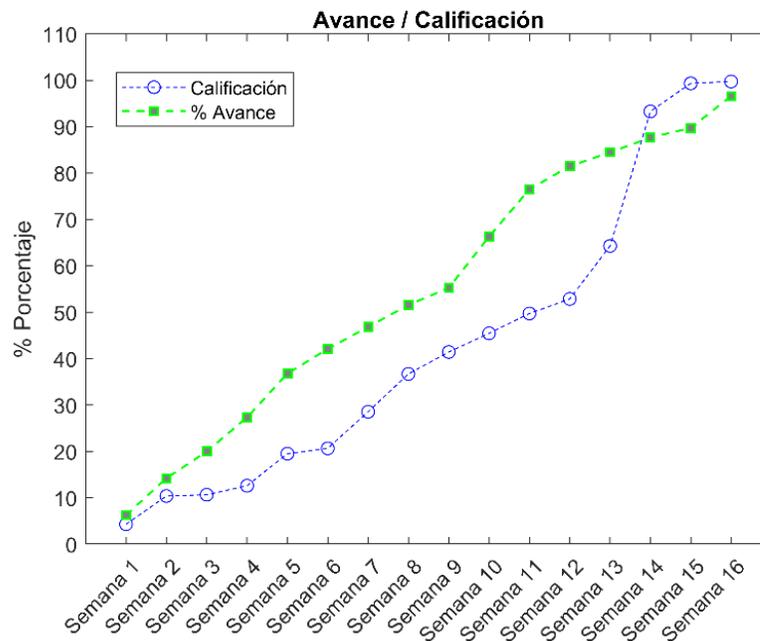
Nota. La tabla muestra los resultados finales de los estudiantes A1 hasta A5 durante las tres evaluaciones del curso, así mismo, muestra la media de las calificaciones.

Como se puede observar en la figura 64 cada uno de los alumnos llevo un ritmo de avance personalizado y en este ritmo se ve reflejada su aprovechamiento, la calificación final obtenida por cada uno de los alumnos se muestra en la tabla 42, observando que todas las calificaciones fueron arriba del 90%, esto es un indicio del buen funcionamiento de la plataforma, no obstante, este tema se discutirá a detalle más adelante.

5.1.6 Relación avance en las actividades de aprendizaje / calificación

Continuando con el análisis de resultados, se presenta una comparación entre la calificación obtenida y el comportamiento en el avance en el aprendizaje que llevaron los estudiantes, también, se muestra una estrecha relación entre “aprendizaje / calificación”, de hecho, la media de las calificaciones mejoró notablemente en las semanas 14, 15 y 16 (ver figura 65).

Figura 65. Relación avance en aprendizaje / calificación.



Nota. Esta grafica muestra la relación entre las actividades de aprendizaje y la calificación obtenida en cada una de las 16 semanas. se observa un incremento en la calificación en las semanas 14, 15 y 16.

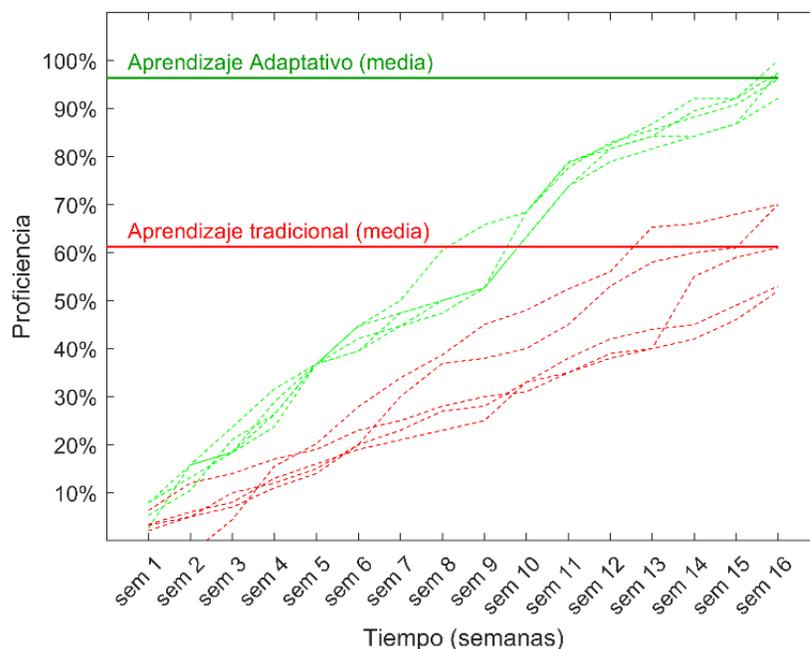
Los resultados en el incremento de la calificación en las últimas semanas fue debido a una mayor familiarización que los alumnos tuvieron con la plataforma, además se puede observar una continuidad uniforme entre conceptos avance / calificación.

5.1.7 Curva de aprendizaje

El aprovechamiento académico de la población es representado por curvas de aprendizaje que muestran los avances obtenidos durante 16 semanas (3 evaluaciones) dentro de las fechas 1 de marzo al 26 de junio de 2022. La figura 66 muestra en color verde la media y curva de aprendizaje del grupo de estudiantes que emplearon la plataforma EAAI, y en color rojo la curva de aprendizaje del grupo que empleo aprendizaje tradicional. Se considera aprendizaje tradicional al llevado a cabo sin empleo de la plataforma EAAI.

Cada estudiante que empleo la plataforma llevo un ritmo de avance personalizado, este ritmo reflejo un incremento en la media de las calificaciones del grupo de 68.8 a 97.4, el incremento fue notable en comparación con la población que utilizó aprendizaje tradicional en la misma asignatura en el semestre previo.

Figura 66. Curvas de aprendizaje y valor medio entre aprendizaje adaptativo y aprendizaje tradicional.



Fuente: Construcción personal.

5.1.8 Comparación de resultados obtenidos en la plataforma EAAI con semestres anteriores

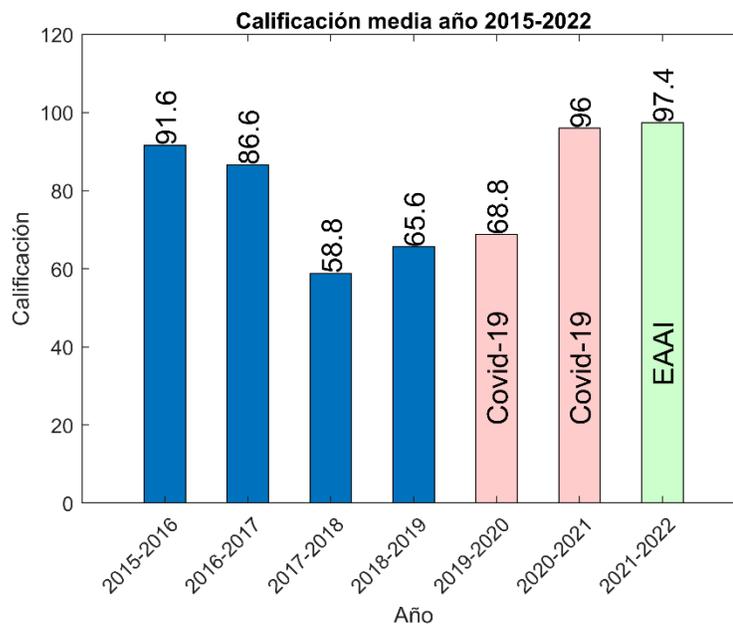
Los resultados aquí presentados fueron obtenidos al aplicar la plataforma EAAI a la asignatura IA (Inteligencia Artificial) en el semestre 2021 –2022B dentro de las fechas 1 de marzo – 26 de junio (16 semanas). Ahora se presenta una comparativa de resultados obtenidos en la misma asignatura desde el año 2015 hasta el año 2022, el propósito de la comparativa es contrastar los resultados y comprobar que nuevas tecnologías emergentes como la inteligencia artificial y el aprendizaje adaptativo (Brown et al., 2020) pueden ayudar a las practicas pedagógicas de docentes y estudiantes en la adopción de nuevas herramientas y con esto mejorar su desempeño académico en tiempos de contingencia. Para esta comparativa se toman en cuenta las medias de las calificaciones por ciclo escolar (ver tabla 43).

Tabla 43. Medias de la calificación desde 2015 hasta 2022 de la asignatura IA.

Pandemia	Semestre	Fecha	Asignatura	Eval. 1	Eval. 2	Eval. 3	Final
no	8°	2015 - 2016	IA	94	89	92	91.6
no	8°	2016 - 2017	IA	88	80	92	86.6
no	8°	2017 - 2018	IA	62	57	55	58.0
no	8°	2018 - 2019	IA	76	55	66	65.6
si	8°	2019 - 2020	IA	50	89	67.5	68.8
si	8°	2020 - 2021	IA	96	95	97	96.0
no	8°	2021 - 2022	IA	99.3	93.2	99.7	97.4

Nota. se muestran los resultados de las medias de las calificaciones desde 2015 hasta 2022, se incluye información sobre ciclo escolar presencial y ciclos escolares en línea ocasionados por la pandemia Covid-19.

Figura 67. Resultados en la calificación media desde 2015 a 2022 en la asignatura IA.



Nota. Esta figura muestra los resultados de las medias de las calificaciones desde el año 2015 hasta 2022, el color azul representa los semestres en curso presencial, el color rojo representa el curso en línea en tiempos de pandemia, y el color verde representa la intervención con la plataforma EAAI.

Los datos de la tabla 7.6 y la figura 67 muestran los resultados de las calificaciones medias obtenidas en la asignatura IA en donde se resalta en color rojo los años 2019 a 2021 fecha en la que ocurrió la migración obligada a la modalidad de estudio en línea causada por la pandemia, en los mismos años la mayoría de los docentes de la Unistmo tuvieron que improvisar en sus actividades de enseñanza con el objetivo de tener una continuidad del ciclo. También se resalta en color verde el año 2022 en el cual se aplicó la plataforma EAAI al grupo de 8vo semestre de la carrera de Ingeniería en Computación de la Unistmo. También, se puede observar que el comportamiento de la media de las calificaciones en la asignatura “Inteligencia Artificial”, es notable que en los años 2015 y 2016 la media en la calificación iba en decremento, y en 2017 disminuyó drásticamente a 58.8, era claro que algo estaba ocurriendo, y era necesario emprender acciones para solucionar este problema. Posteriormente en 2018 esta media incrementó ligeramente a 65.8, parecía que la tendencia de la media de las calificaciones iba en incremento, pero

desafortunadamente en diciembre de 2019 llegó la pandemia ocasionada por la Covid-19 que obligaría a toda la comunidad de profesores y alumnos a migrar a la modalidad de estudio en línea afectando la tendencia positiva en las calificaciones. Para inicios del 2020 la media en la calificación de la asignatura solo llegó a 68.8. Afortunadamente, después de la tormenta viene la calma, para mediados del año 2020 e inicios del 2021 todavía durante la pandemia la comunidad de docentes y estudiantes ya habían experimentado las consecuencias de enfrentar un ciclo escolar en línea sin preparación y capacitación previa, y ya habían adoptado distintas plataformas para su interacción en línea, destacando entre ellas Classroom, Moodle, WhatsApp, Skype y Zoom, esta característica generó un cierto grado de familiarización con las plataformas virtuales. Para mediados del año 2021 la presente tesis emprendió un plan de acción basado en el desarrollo de un Entorno de Aprendizaje Adaptativo Inteligente, a través de una plataforma de software tecnopedagógica para mejorar el aprovechamiento escolar de los alumnos de Ingeniería en Computación en la Universidad del Istmo. Los resultados de la presente intervención mostraron un incremento en la media de la calificación, pasando de 96 en el 2021 a 97.4 a mediados de 2022 fecha en la que concluyó el ciclo escolar.

6. Conclusiones y discusión

Esta sección se enfoca en mostrar las conclusiones, discusión y hallazgos de la investigación denominada “Entorno de Aprendizaje Adaptativo Inteligente para mejorar el aprovechamiento escolar de los alumnos de la asignatura "de Ingeniería en Computación en la Universidad del Istmo”, dicha tesis está dirigida al desarrollo de una plataforma de software tecno-pedagógica que permitirá ayudar a los estudiantes de la Unistmo a mejorar su calificación en la asignatura Inteligencia Artificial de 8º semestre, la plataforma se construyó con la posibilidad de ser portable, es decir el estudiante la puede instalar de forma gratuita en su equipo de cómputo portátil o de escritorio, y así poder trabajar aun sin una conexión a internet. También, dicha plataforma aborda el paradigma de Aprendizaje Adaptativo, apoyada de algoritmos de inteligencia artificial como redes neuronales de aprendizaje profundo y algoritmos bio-inspirados.

Para la obtención de estas conclusiones, se plantearon distintas tareas que apoyaron la culminación de la tesis, mismas que están relacionadas con los objetivos específicos. Comenzando con la revisión del estado del arte sobre Aprendizaje Adaptativo Inteligente se realizó una investigación de la literatura en el periodo comprendido del año 2000 al 2020, esto mediante un sistema de búsqueda especializada por palabras clave en los buscadores científicos *Scielo, Scimago, Redalyc, Taylor & Francis Online, Latindex, DOAJ, Wiley Online Library, CONRICyT*, entre otros; bajo las siguientes categorías de análisis: *educación, pedagogía, aprendizaje adaptativo, aprendizaje adaptativo inteligente, inteligencia artificial, NTIC, entornos de aprendizaje virtual, entornos de aprendizaje a distancia, Learning, Adaptive Learning, Artificial Intelligence, environments, education and Covid-19*. Se lograron obtener 59 documentos científicos por los siguientes criterios: fecha de publicación, relación con entornos virtuales enseñanza y aprendizaje, relación con metodologías de inteligencia artificial, relación con NTIC, trabajos a aplicados a la educación superior, resultados obtenidos, y factor de impacto de la revista.

A partir de los documentos antes mencionados se encontraron dos conceptos importantes “Aprendizaje Adaptativo” (AA) y “Aprendizaje Adaptativo Inteligente” (AAI) (Duque 2020). Se encontró que el AA es un método educativo basado en el análisis de datos (*learning analytics*) que permite modificar la propuesta educativa de forma personalizada, esta modificación está basada en la “adaptabilidad”, la cual consiste en el ajuste manual de una o más características del entorno de aprendizaje empleando las NTIC y plataformas digitales como herramienta esencial. Por otra parte, el AAI tiene sus raíces en tecnologías como las búsquedas de Google, servicios de compra en Amazon donde algoritmos basados en inteligencia artificial como redes neuronales artificiales, sistemas expertos, minería de datos, lógica difusa y computo evolutivo intervienen para anticipar el interés y comportamiento de los usuarios. Un hallazgo importante en esta investigación en el estado arte es que hasta la fecha poco se ha estudiado sobre estas tecnologías en sector educativo, pero se ha encontrado que su inclusión puede cambiar completamente la relación profesor/estudiante (Wang et al. 2020; Boussak 2020; Lalitha Sreeja 2020; Megahed 2020; Goyal 2020; Hwang 2020; Timms 2016), ya que el comportamiento de las plataformas de aprendizaje basadas en inteligencia artificial es similar al comportamiento humano, facilitando el modelado de incertidumbre o vaguedad, encontrando soluciones creativas en tiempo aceptable y adaptadas a las necesidades de la comunidad digital. Cabe destacar que de esta revisión del estado del arte se tuvo como resultado la publicación de un artículo de divulgación en el Congreso Internacional Virtual en Educación CIVE 2021.

Continuando con las conclusiones, otro de los objetivos específicos en la presente tesis es identificar a los elementos del proceso de enseñanza y aprendizaje bajo el modelo educativo presencial que mudaron a la nueva modalidad virtual por el confinamiento ocasionado por la Covid-19. Acorde a este tema primero se analizaron los elementos que intervienen en el modelo de enseñanza y aprendizaje presencial, y se identificó que los elementos de esta modalidad son los objetivos del curso, los recursos educativos, la estructura del curso, las estrategias pedagógicas,

el estudiante, y como parte importante se encontró que el profesor en esta modalidad juega el rol central, de hecho a esta modalidad también se le conoce como modelo de enseñanza centrado en el docente, llamada así porque la interacción es cara a cara y la información fluye de forma direccional de docente a estudiante (Alzate-Ortiz et al., 2020; Blanco et al., 2016; Díez y Gregòri, 2014; Harrison y Killion, 2007; Hernández Sampieri y Mendoza Torres, 2018). Por otra parte, se encontró que, a diferencia de la modalidad anterior en la interacción virtual la comunicación es bidireccional, y es importante que el docente posea ciertas competencias entre las que destacan entender la filosofía y naturaleza de la enseñanza en línea, capacitarse en la práctica de plataformas para enseñanza a distancia, identificar las características del estudiante más allá de las fronteras geográficas, adaptar los contenidos a la enseñanza a distancia, potenciar la retroalimentación mediante foros, chats o mensajes, proponer procesos de evaluación a distancia, y proporcionar los recursos suficientes a los estudiantes. A partir de las competencias anteriores, se encontró que los elementos de la modalidad de estudio en línea son: los contenidos virtuales, los espacios de consulta, equipos electrónicos, objetivos del curso, la estructura del curso, actividades de evaluación, y la bibliografía en línea. De acuerdo con lo anterior se concluye que, los elementos del proceso enseñanza y aprendizaje presencial que migraron a la modalidad en línea fueron “los objetivos de la asignatura” y “la estructura del curso”, es decir, estos elementos no sufrieron cambios. Este hallazgo concuerda con los fines de la plataforma propuesta, ya que dicha plataforma está basada en la asignatura denominada “Inteligencia Artificial”, por lo cual en la construcción de la plataforma EAI conservo la estructura y objetivos del curso.

Igualmente, otro de los objetivos específicos es describir los aspectos afectivo y cognitivo en relación con la influencia que estos representan en el aprovechamiento de los estudiantes de la licenciatura en ingeniería en computación de la Unistmo. Primero, un estudio cualitativo sacó a la luz los sentimientos y emociones que experimentaron los estudiantes de la Unistmo en la migración a la modalidad de

estudio virtual ocasionada por la Covid-19, dicho estudio permitió conocer expresiones como: “Sentí timidez al preguntar”, “Me sentí motivado al inicio”, “Sentí que avance al ritmo que me gusta”, “tuve la sensación de estar vigilado”, así mismo expresiones referenciadas al estado de ánimo por los participantes fueron: aburrido, estresado, desinteresado, frustrado, emocionado, contento, enojado, preocupado, y confundido. Estas expresiones fueron el resultado al percibir estímulos positivos y/o amenazantes al abordar las actividades de aprendizaje en el semestre de emergencia en línea, por consiguiente, tal como lo mencionan Araiza (2022), Sanhueza (2005) y Ekman (1993) es importante identificar el estado de ánimo para permitir a plataformas virtuales ser herramientas efectivas en situaciones que pueden afectar el desempeño del estudiante en situaciones de crisis afectiva. Debido a lo anterior, para detectar el aspecto afectivo en la plataforma EAAI se empleó una Red Neuronal de Aprendizaje Profundo (Krizhevsky et al., 2012b) que permitió detectar de forma automática y en tiempo real seis expresiones prototípicas de (Ekman, 2002) (disgusto, enojo, feliz, miedo, sorpresa, tristeza) en tiempo real al momento que los estudiantes realizan sus actividades de aprendizaje, se encontró que el estado ánimo con mayor frecuencia fue “Miedo” el cual estuvo relacionado a la incertidumbre y desconocimiento al tener contacto con nuevas herramientas de aprendizaje, además este resultado coincide con los de (Bertoglia, 1990) quien menciona que el estudiante presenta temor o miedo cuando se siente presionado por obtener buenos resultados y no cuenta con los recursos suficientes para lograrlo. Por otro lado, los estados de ánimo “Tristeza, Sorpresa, y Felicidad” también ocurrieron, aunque con menor frecuencia, finalmente, dos estados de ánimo muy parecidos “Enojo y Disgusto” no fueron notables en la interacción con la plataforma, esto permite saber que la disposición de los estudiantes al abordar nuevas tecnologías emergentes en sus actividades de aprendizaje fue tomada desde una actitud positiva.

Por otra parte, se encontró que el aspecto cognitivo es un componente importante en el ámbito educativo a todos los niveles, de hecho, este aspecto es uno de los

más estudiados desde hace varias décadas, teóricos educativos consideran al perfil cognitivo o estilo de aprendizaje como un importante factor en el proceso de aprendizaje. En este estudio se analizaron seis modelos de aprendizaje más conocidos (Coffield, 2004) *Myers-Briggs, Pask, Entwistle, Kolb, Honey & Mumford, y Felder-Silverman*, se encontró que dichos modelos de aprendizaje comparten características en común, por ejemplo, el estilo de aprendizaje sensitivo/intuitivo lo emplea Myers-Briggs, Felder-Silverman y Honey-Mumford, el estilo reflexivo lo tienen Kolb y Honey-Mumford, el modelo de Entwistle se basa en la investigación de Myers-Briggs y Pask, Felder-Silverman comparte el perfil serialista con Pask, el perfil activo/reflexivo lo tiene Kolb y Felder-Silverman, esto solo por mencionar algunas. De acuerdo a lo anterior se puede notar que el modelo de Felder-Silverman tiene una gran influencia en la mayoría de los modelos estudiados, estas relaciones no quieren decir que un modelo sea mejor que otro, dependiendo de la idea cada instrumento puede ser aplicado a estudiantes en situaciones particulares y puede cambiar con el tiempo, el tema de estudio y la situación. De ahí que, un estudiante con una fuerte preferencia por un estilo específico podría tener dificultades en su aprendizaje si su estilo no es apoyado en entornos de enseñanza adecuados. El conocimiento acerca de los estilos de aprendizaje ayuda a los estudiantes a entender porque a veces es difícil para ellos este proceso, también permite identificar y superar sus debilidades.

Para identificar el aspecto cognitivo (perfil de aprendizaje) de la población se aplicó el instrumento de Felder-Silverman mediante un formulario creado en la plataforma *Google Forms*, se encontró que nueve estudiantes tienen el perfil “*visual*”, ocho tienen el perfil “*activo*”, y otros ocho tienen el perfil “*sensitivo*”. Y así, un estudiante con tendencia “*visual*” recuerda mejor lo que ha visto, por ejemplo: fotografías, diagramas, gráficas, etc., así pues, un estudiante “*activo*” aprende mejor aplicando el material de aprendizaje proporcionado, y uno “*sensitivo*” le gusta aprender hechos a partir de material de aprendizaje concreto usando sus experiencias sensoriales de cosas particulares como fuente primaria. De acuerdo a lo anterior, la plataforma

EAAI estuvo basada principalmente en estos tres perfiles (visual, activo, sensitivo), sin embargo, se cuenta con actividades basadas en los perfiles de Felder-Silverman restantes.

6.1 Discusión del análisis cualitativo

El sector educativo está en constante cambio, por su naturaleza dinámica necesita propuestas innovadoras, dichas propuestas requieren compromiso por parte de los docentes para asegurar el aprendizaje de calidad. Los resultados del análisis cualitativos presentados coinciden con los de Prensky (2010) en los cuales se identificó que la falla en la comunicación entre profesores y alumnos se encuentra en las herramientas que eligen, las cuales son a menudo obsoletas, ya que el lenguaje que utilizan los docentes no es capaz de captar la atención de los alumnos, y por consecuencia fracasan los contenidos. De acuerdo a lo anterior y en relación a la pregunta principal de esta tesis: ¿El desarrollo de un entorno de Aprendizaje Adaptativo Inteligente, a través de una plataforma de software tecno-pedagógica, mejora el aprovechamiento escolar de los alumnos de Ingeniería en Computación en la Universidad del Istmo? se realizó un estudio mixto en el cual se tiene la siguiente hipótesis: *“Una plataforma tecno-pedagógica basada en Aprendizaje Adaptativo Inteligente y el apoyo del docente el nivel superior soluciona la problemática que enfrentan los estudiantes en la migración a la modalidad educativa virtual”*. Lo anterior se sustenta en base a unidades de análisis como: *“la Inteligencia Artificial debería apoyar las estrategias de enseñanza aprendizaje en las materias de mi plan de estudio”*, *“considero que nuevas tecnologías como la Inteligencia Artificial deberían apoyar mi plan de estudios, porque con los métodos actuales no entiendo la clase”*, *“La inteligencia artificial está casi en todo ¿por qué no estarlo en la enseñanza en línea?”*, *“Profesor paciente”*, *“Aclaración de dudas por profesor”*, *“Asesorías por parte del profesor”*, *“Actividad en redes sociales con profesor”*, algunas de estas unidades de análisis se asemejan a las obtenidas por Li et al. (2018) donde plantean que, las plataformas que implementan Aprendizaje

Adaptativo e Inteligencia Artificial, la eficiencia en el aprendizaje del estudiante es significativamente mayor en comparación con plataformas que no lo implementan.

Adicionalmente, los hallazgos de este estudio cualitativo se asemejan a los de Brown et al. (2020), quien ratifican que en la enseñanza en nivel superior el Aprendizaje Adaptativo, Inteligencia Artificial, Aprendizaje Máquina, Realidad inmersiva, Realidad virtual y Realidad extendida, son un componente importante para apoyar la educación a distancia. Lo mismo ocurre con Duque Méndez et al. (2020) quienes enfatizan que la enseñanza individualizada y la Inteligencia artificial ofrecen nuevas oportunidades para llevar a cabo el proceso de aprendizaje a distancia en estudiantes de educación superior. De la misma forma Magal-Royo y García (2017) postulan que la Inteligencia Artificial en la educación permite adecuar y/o adaptar los itinerarios de aprendizaje de un usuario o estudiante mediante procesos inductivos basados en la extracción de datos formativos. También, autores como Gordon (2020) revela que tecnologías basadas en Inteligencia Artificial pueden cambiar completamente la relación profesor/estudiante, explorando mecanismos externos diseñados para que el estudiante logre el dominio del tema. También, S. Wang et al. (2020) expresa que las principales características de los sistemas educativos basados en Inteligencia Artificial son: retroalimentación inteligente, explicaciones detalladas, y soporte (tutoriales) diferenciados por niveles.

De la misma forma, los hallazgos de este estudio se asemeja a los reportados en la literatura (Araiza, 2021; Cazales et al., 2021; Delgado et al., 2021; Digion et al., 2021; Ferrer y Aguilar, 2021; Serrano et al., 2021) al coincidir en la necesidad de inclusión de nuevas herramientas para la interacción en entornos virtuales cuando no están consideradas en el plan de estudios.

De la misma forma Magal y García (2017), recomiendan que las NTIC emergentes en la educación permite adecuar y/o adaptar los ritmos e itinerarios de aprendizaje, pues es claro que para los participantes el “Ritmo de aprendizaje” fue importante en su experiencia migratoria, ya que el grado de entendimiento de un tema depende del grado de inclusión del contenido pedagógico enfocado al interés personal, esto

se evidenció con unidades de análisis como: “El profesor avanza muy rápido”, “Me gustaría que el ritmo en la clase virtual fuera similar al ritmo que se llevaba en la clase presencial”, coincidiendo con los resultados de (Duque et al., 2020), quienes precisan la importancia de definir tiempos en actividades que permitan organizar de forma cronológica el curso virtual.

El “Aspecto Cognitivo” en las experiencias de los estudiantes en el contexto COVID-19 se evidencia con unidades de análisis in vivo como: “aprendizaje basado en objetivos”, “avance lento”, “avance progresivo”, “trabajo individual”, “promover y fomentar ser autodidacta”, con los que se demuestra que los estilos de aprendizaje favorecen a las preferencias que tienen los estudiantes al abordar una situación en un medio ambiente de aprendizaje. Estos resultados en contraste con los de M. González y González (2021), son muy similares ya que afirman que en el proceso migratorio los estudiantes demostraron una actitud innovadora y proactiva al poseer competencias digitales y manejo de NTIC.

De la misma forma, nuestros resultados coinciden con los de Iglesias et al. (2021) ya que mencionan que el contenido pedagógico definitivamente debe cambiar, es necesario integrar estrategias de enseñanza innovadoras conjuntamente con tecnologías digitales en el proceso educativo, es tiempo de hablar acerca de una transformación en la educación, ofreciendo contenido innovador empleando clases virtuales síncronas que reemplazaran la modalidad cara a cara. Sin embargo discrepan con los resultados del trabajo de (Muthuprasad et al., 2021) en donde afirman que los estudiantes prefieren usar solo contenido pedagógico mediante su smartphone y únicamente ver las clases grabadas.

En contraste, algunos resultados obtenidos en este estudio discrepan de los obtenidos por Díez y Gregòri (2014) en donde se afirma que es necesario incorporar formatos basados en el ocio y el entrenamiento ya que los jóvenes de hoy no aprenden como los de ayer. Dicha discrepancia se debe al enfoque que se le ha dado al análisis, ya que dichos autores consideran los conceptos: “educación

formal”, “educación no formal” y “educación informal”, aspectos que no fueron considerados en el presente estudio.

En el análisis cualitativo también se encontraron características relacionadas con el factor afectivo, resaltando que las emociones sentimientos y elementos sociales determinan el vínculo de una persona consigo misma y con su entorno. En la educación profesional, el aspecto afectivo ocurre en los niveles físico y mental, debido a esto, se requiere sensibilidad por parte del docente y una actitud abierta y motivada por parte del estudiante. Se encontró que las unidades de análisis referenciadas por los participantes a sus estados de ánimo son “*aburrido*”, “*estresado*”, “*desinteresado*”, “*frustrado*”, “*emocionado*”, “*contento*”, “*motivado*”, “*ansiedad*”, “*estrés*”, “*aburrimiento*”, “*incertidumbre*”, “*enojo*”, “*preocupación*”, “*contento*”, y “*confusión*”, estos estados de ánimo reflejan diferentes tipos de pensamientos, que son ocasionados al percibir estímulos amenazantes al abordar actividades que van desde procesos de orden inferior (simples o concretos) hasta procesos de orden superior (complejos o abstractos), estos niveles junto a sus actividades son considerados por Churches (2009) y Ekman (1993), quien afirma que los estados de ánimo son representados por siete expresiones faciales (felicidad, tristeza, sorpresa, disgusto, miedo, ira y neutral).

Los resultados encontrados tienen una gran similitud con los resultados de Ekman (1993) dicha similitud radica en que nosotros consideramos las primeras seis, y existe una pequeña discrepancia, nosotros no consideramos la expresión neutral, ya que en nuestras pruebas de reconocimiento de la expresión facial, el desempeño del algoritmo propuesto mostró mejores resultados.

En este orden de ideas, un hallazgo importante es que el rostro humano es una de las mejores fuentes de información sobre el aspecto afectivo de una persona, ya que existen emociones en las cuales la expresión facial, es la misma sobre toda una población de personas (Aly et al., 2016). Los resultados también concuerdan con los de Araiza (2021), Sanhueza (2005) y Ekman (1993) donde mencionan que el identificar el estado de ánimo ha permitido a plataformas virtuales ser herramientas

efectivas al enfocarse en las preferencias del estudiante. En este tenor de discusión, este estudio resalta la relación que guardan las plataformas virtuales de enseñanza con los estados de ánimo de los estudiantes, al analizar entornos virtuales como herramientas efectivas para aprender las preferencias de los estudiantes (Badar y Shrawankar, 2013).

Por otra parte, es claro que para los participantes el ritmo de aprendizaje (RAP) fue importante, ya que el grado de entendimiento de un tema depende del grado de inclusión de contenido pedagógico enfocado al interés personal, esto se evidenció con las siguientes unidades de análisis encontradas: *“A veces me gusta el ritmo y avance de las clases”*, *“El profesor avanza muy rápido”*, *“Me gustaría que el avance en la clase tuviera un ritmo razonable”*, *“Me gustaría que el ritmo en la clase virtual fuera similar al ritmo que se llevaba en la clase presencial”*, coincidiendo con los resultados de Duque Méndez, Ovalle-Carranza y Carrillo-Ramos (2020) quienes precisan la importancia de definir tiempos en actividades que permitan organizar de forma cronológica el curso.

El RAP influyó de manera significativa en las experiencias de los estudiantes en la transición a la modalidad virtual, ya que el grado de entendimiento de un tema depende de la capacidad de organización temporal del docente. El adquirir competencias relacionadas al RAP por parte del docente, es una labor que muy pocos toman en cuenta. Los resultados mostraron coincidencia con los de Prensky (2010) quien asevera que el docente como inmigrante digital debe pensar como enseñar contenidos adecuados a los nativos digitales, es decir incorporar formatos basados en el ocio y el entretenimiento, ya que los jóvenes de hoy no aprenden como los de ayer, el docente debe ser guía y consejero del proceso educativo, lo cual implica orientar a los alumnos en su trabajo para que aprendan por sí mismos y a su propio ritmo (Beresaluce et al., 2014).

Ahora bien, en el estudio cualitativo también se encontraron unidades de análisis *in vivo* relacionadas al perfil del estudiante: *“aprendizaje basado en objetivos”*, *“avance lento”*, *avance progresivo”*, *“trabajo individual”*, *“promover y fomentar ser*

autodidacta”, con los que se demuestra que los estilos de aprendizaje favorecen a las preferencias que tienen los estudiantes al abordar una situación en un medio ambiente de aprendizaje. Este hallazgo en contraste con el de González-Fernández y González-Fernández (2021) es muy similar ya que afirman que en el proceso migratorio los estudiantes demostraron una actitud innovadora y proactiva al poseer competencias digitales y manejo de NTIC. De la misma forma, este hallazgo coincide con los resultados de Iglesias-Pradas *et al.* (2021a) confirmando que el contenido pedagógico definitivamente debe cambiar, integrando estrategias de enseñanza innovadoras tomando en cuenta el perfil cognitivo del estudiante en el proceso educativo.

Estos hallazgos también son similares a los de Duque Méndez *et al.* (2020) precisando la importancia de reconocer el perfil cognitivo y afectivo del estudiante para definir el contenido pedagógico en los programas y planes de estudio, además, en el nivel educativo superior, sin duda el tema del perfil cognitivo es clave en todos los planes y programas de estudio, ya que diferenciar los rasgos cognitivos puede apoyar a los sistemas de aprendizaje. En consecuencia, la importancia del perfil cognitivo se puede ver en entornos educativos como: *e-learning*, *m-learning*, *b-learning*, y LMS, ya que, si se conoce el estilo de aprendizaje del estudiante, es posible proveer contenidos personalizados que se adaptan a las preferencias de cada uno.

6.2 Conclusión del análisis cualitativo

Dados los albores de las NTIC en los ambientes educativos, se abren expectativas sobre las posibilidades de la educación mediante contenidos individualizados, donde se busca fortalecer aspectos particulares de los estudiantes, y superar las barreras generadas por la migración obligada por la COVID-19. Una vez que se analizó cualitativamente la información obtenida por los instrumentos aplicado a la muestra en estudio se ha encontrado que:

1. El tipo de aprendizaje que en la actualidad la población de estudiantes demanda, está basada en actividades cotidianas relacionadas con entornos no estructurados, flexibles, ricos en herramientas de comunicación (redes sociales y contenidos multimedia), la vida familiar y el ocio, en donde exista una alta tolerancia a la experimentación y el error. Debido a lo anterior, hay una necesidad de inclusión de nuevas tecnologías como la Inteligencia Artificial para la interacción en entornos virtuales educativos, interactuando siempre de la mano con el docente.
2. El contenido pedagógico debe cambiar, es necesario integrar estrategias de enseñanza innovadoras conjuntamente con tecnologías digitales en el proceso educativo, es tiempo de hablar acerca de una transformación en la educación, ofreciendo contenido innovador empleando clases virtuales síncronas que reemplazaran la modalidad cara a cara.
3. Reconocer los Aspectos Afectivos en el contexto educativo no es solo reconocer qué emoción se genera al momento de aprender, es examinar la importancia de como aprenden los alumnos en su contexto en particular, debido a esto es necesaria la inclusión de espacios académicos más plurales, en las que docentes involucren el factor afectivo (Chamorro Mejía y López Gili, 2020).
4. El identificar el Aspecto Cognitivo favorece en conocer las preferencias que tienen los estudiantes al abordar una situación en un medio ambiente de aprendizaje, además, el reconocer el perfil cognitivo del estudiante permite definir el contenido pedagógico en los programas y planes de estudio en el nivel educativo superior.

Este análisis cualitativo sobre las experiencias, puntos de vista, vivencias y opiniones de estudiantes de educación superior se realizó en una población de

alumnos específica, las estructuras empleadas (nubes de palabras, bi-gramas hasta penta-gramas, redes de coocurrencia, ítems de control) permitieron identificar patrones que fueron traducidos a unidades de análisis, categorías y tema central, consiguientemente, fue posible entender que el rendimiento académico en estudiantes en el proceso migratorio de modalidad está ligado a los conceptos como: Profesor, Aspecto Afectivo; Aspecto Cognitivo; Contenido Pedagógico en Línea; Ritmo de Aprendizaje Personalizado; y, Apoyo de Nuevas Tecnologías como la Inteligencia Artificial en la Educación. Por consecuencia, se puede concluir que un excelente o buen promedio académico depende de la inclusión de tecnologías como la inteligencia artificial en las actividades de enseñanza y aprendizaje, además, es importante mencionar que la pandemia Covid-19 contribuyó en sacar a la luz la necesidad de esta inclusión. La Inteligencia Artificial es un área que se encuentra lo suficientemente madura para incursionar en el sector educativo, y ayudar a profesores a enseñar de manera más eficiente, si las instituciones educativas de nivel superior toman en cuenta estos hallazgos, se puede influir notoriamente en el rendimiento académico de un estudiante, solucionando problemas como el bajo desempeño, deserción y altos índices de reprobación.

6.3 Plataforma EAAI

El modelado de un Entorno de Aprendizaje Adaptativo Inteligente aquí presentado permitió demostrar que el desempeño académico puede mejorar significativamente siempre y cuando los contenidos sean acordes a los perfiles individuales de cada estudiante, esto desde el inicio hasta el final de un curso. Desde un punto de vista práctico los resultados aquí presentados muestran ventajas con respecto a los de la literatura revisada (Aissaoui et al., 2019; Castrillón et al., 2020; Hwang et al., 2020b; Megahed y Mohammed, 2020; Nisha et al., 2015; S. Wang et al., 2020b), una de ellas es el uso de métodos inspirados en la evolución biológica que permiten generar rutas de aprendizaje adecuados a perfiles individuales, otra ventaja es el

empleo de algoritmos del Machine Learning para identificar el estado de ánimo de los estudiantes con menor error y mayor precisión, y con ello conocer la eficiencia del ambiente de aprendizaje adaptativo. Otra ventaja más es la hibridación de los perfiles de Felder-Silverman con las actividades de la taxonomía de Bloom que brindaron opciones para definir actividades de aprendizaje individuales alineadas a los objetivos de la asignatura.

Además, los resultados aquí presentados concuerdan con los hallazgos expuestos por (Castrillón et al., 2020b; Liu, 2019; Mohseni et al., 2014; Nisha et al., 2015) quienes afirman que en la actualidad es necesario adaptar los contenidos pedagógicos a necesidades específicas de cada estudiante para obtener más y mejores resultados académicos, dichas necesidades son atendidas en la plataforma propuesta en el presente estudio tomando como referencia los estilos de aprendizaje, tal y como lo recomiendan (Aissaoui et al., 2019; Bajaj y Sharma, 2018; Felder, 2020). Estos resultados también coinciden con El-Bishouty et al. (2019) quienes afirman que identificar el aspecto cognitivo del discente contribuye a mejorar su desempeño proporcionando actividades de aprendizaje acordes a intereses individuales. En este mismo tenor, los resultados aquí presentados reiteran lo mencionado por Sánchez-Mendiola, (2014) quien hace referencia que el reconocer el estado emocional del estudiante ha sido uno de los retos más difíciles para el docente, tema que es abordado en la presente investigación. De la misma forma, los resultados concuerdan con lo mencionado por Ekman (2002) quien afirma que los seis aspectos prototípicos: felicidad, disgusto, enojo, tristeza, miedo y sorpresa son suficientes para representar el estado emocional de una persona. Los mismos hallazgos, también concuerdan con Boussakssou et al. (2020) y Wang et al. (2020) quienes aseveran que los algoritmos basados en inteligencia artificial aplicados a la educación encuentran soluciones creativas en tiempo aceptable y adaptadas a las necesidades de la comunidad digital.

Por otro lado, se identificaron las siguientes limitaciones, la población participante estuvo integrada por estudiantes de octavo semestre por lo que los resultados podrían no ser los mismos en estudiantes de otros semestres. De igual manera,

para definir el estilo de aprendizaje del estudiante se limitó al empleo del instrumento de Felder-Silverman. Nuestro estudio no incluyó variables socio-demográficas tales como la edad, género y lugar de procedencia. Otra limitación fue el número de rasgos prototípicos empleados para identificar el estado de ánimo, dejando fuera al “desinterés, ansiedad, desprecio y neutral” (Wang et al., 2020). Asimismo, el ambiente de aprendizaje presentado se limita a una sola asignatura, significando que la efectividad del ambiente podría ser diferente en otros cursos, por consecuencia el ambiente propuesto debería probarse y evaluarse en un mayor número de estudiantes en varios dominios de aprendizaje.

A partir de las limitaciones anteriores se identificaron las siguientes oportunidades como trabajos futuros: adaptar el ambiente para ser probado en diferentes cursos y en número mayor de estudiantes; hacer un análisis comparativo con otros métodos de Inteligencia Artificial, incluso hacer una comparación con otras plataformas o ambientes de aprendizaje adaptativo; incorporar mini exámenes al final de cada actividad de aprendizaje, con ello se le exige al estudiante estar actualizado con el tema visto; incluir en el algoritmo Bio-inspirado además del perfil del estudiante la edad, género y semestre; también se considera importante en el ambiente agregar actividades de aprendizaje acordes al estado de ánimo identificado, estas características pueden ayudar a definir nuevas rutas con un enfoque de creatividad e innovación.

6.4 Conclusiones sobre la plataforma EAAI

Esta sección presenta las conclusiones sobre los resultados obtenidos de la intervención con la plataforma EAAI al grupo de alumnos de octavo semestre de la carrera de Ingeniería en Computación en la Universidad del Istmo, Oaxaca, México. Durante dicha intervención hubo acompañamiento por parte del docente en todo momento aclarando dudas en la dinámica de todas las actividades de aprendizaje, esto permitió realizar la intervención en el ciclo escolar marzo-junio 2022 en alumnos de nivel superior de la Universidad del Istmo.

Los resultados aquí presentados permitieron conocer las actividades de aprendizaje individualizado que contribuyeron a que estudiantes de nivel superior incrementaran su calificación de 68.8 a 97.4 (construir, crear, diseñar, ilustrar), esto no significa que sean las mejores, sin embargo, demostraron ser adecuadas para los perfiles visual/verbal y sensitivo/intuitiva, del mismo modo actividades como “argumenta, evalúa, explica, identifica, e interpreta” aunque con menor impacto también contribuyeron a mejorar el promedio de estudiantes con el mismo perfil. El estado emocional fue otro factor importante considerado en esta investigación, se observó que el “miedo” y “sorpresa” fue el estado de ánimo que la mayoría de discentes presentó al realizar sus actividades de aprendizaje individualizadas, y se encontró que este aspecto está relacionado a la incertidumbre y desconocimiento que mostraron los estudiantes al tener contacto con nuevos ambientes de aprendizaje. Igualmente, los estados de ánimo “tristeza” y “felicidad” también ocurrieron, aunque con menor frecuencia, por otro lado, dos estados de ánimo muy parecidos “enojo” y “disgusto” no fueron notables en la interacción con la plataforma, esto permite conocer que la disposición de los estudiantes al abordar nuevas tecnologías en sus actividades de aprendizaje fue tomada desde una actitud positiva. La relación “estado de ánimo/calificación” viene dada por la percepción que el estudiante tiene al abordar nuevos ambientes y/o plataformas de aprendizaje, se encontró que al primer contacto el alumno percibe estímulos amenazantes al no contar con los conocimientos y/o recursos suficientes para obtener buenos resultados, generando desde timidez, enojo, temor, frustración y desinterés. Pero una vez que el estudiante se siente familiarizado, este aspecto va cambiando conforme avanza el tiempo, y se observa poca variación en los estados emocionales de acuerdo al tipo de actividad, dicho de otro modo: cuando se presentan los estados de ánimo sorpresa y miedo en un ambiente de aprendizaje adaptativo, la tendencia a obtener buenos resultados es mayor, y no necesariamente el estudiante debe encontrarse feliz o contento para obtener buenos resultados.

Finalmente, se concluye que:

1. Un ambiente de enseñanza basado en aprendizaje adaptativo e Inteligencia Artificial apoyado en sesiones síncronas por el docente mejora el aprovechamiento escolar de estudiantes de nivel superior, quienes demandan actividades basadas en intereses personales.

2. El identificar el perfil de aprendizaje del estudiante favorece en conocer las preferencias que tienen los estudiantes al abordar una situación en un medio ambiente de aprendizaje, además, permite definir el contenido pedagógico en los programas y planes de estudio en el nivel educativo superior.

3. Reconocer los estados emocionales en el contexto educativo virtual permite asignar contenidos pedagógicos acordes a intereses y preferencias individuales, y al mismo tiempo evaluar la eficiencia del sistema.

4. La relación estado de ánimo/calificación hace referencia a que estados como sorpresa y miedo generan tendencia a obtener buenas calificaciones.

7. Referencias

- [DOF], D. O. de la F. (2020). *Suspensión de clases*.
https://www.dof.gob.mx/nota_detalle.php?codigo=5592554&fecha=30/04/2020
- Aissaoui, O., El Madani, Y., Oughdir, L., y Alloui, Y. (2019). Combining supervised and unsupervised machine learning algorithms to predict the learners' learning styles. *Procedia Computer Science*.
<https://doi.org/10.1016/j.procs.2019.01.012>
- Alcántara, A. (2020). Educación superior y COVID-19: una perspectiva comparada. En *Educación y pandemia. Una visión académica* (Vol. 1, Número 1, pp. 75–82).
http://132.248.192.241:8080/xmlui/handle/IISUE_UNAM/541
- Alonso, G., y Gallego, D. (2002). Honey,(2002) Los estilos de aprendizaje. *Bilbao. Mensajero*.
- Aly, S., Abbott, A. L., y Torki, M. (2016). *A multi-modal feature fusion framework for kinect-based facial expression recognition using Dual Kernel Discriminant Analysis (DKDA)*. 1–10. <http://files/216/Aly et al. - 2016 - A multi-modal feature fusion framework for kinect-.pdf>
- Alzate-Ortiz, F. A., Castañeda-Patiño, J. C., Alzate-Ortiz, F. A., y Castañeda-Patiño, J. C. (2020). Mediación pedagógica: Clave de una educación humanizante y transformadora. Una mirada desde la estética y la comunicación. *Revista Electrónica Educare*, 24(1), 411–424. <https://doi.org/10.15359/ree.24-1.21>
- Araiza, A. G. (2021). Evaluación de los aprendizajes en tiempos de COVID-19. El caso del estado de Chihuahua. *Revista Electrónica de Investigación Educativa*, 23, 1–16.
<https://doi.org/10.24320/REDIE.2021.23.E17.4335>
- Bachelor, J. W., y Bachelor, J. W. (2019). El aula presencial, semipresencial, virtual e invertida: Un estudio comparativo de métodos didácticos en la enseñanza de L2. *Revista Educación*, 43(2), 527–539.
<https://doi.org/10.15517/revedu.v43i2.34014>
- Badar, P., y Shrawankar, U. (2013). Human Mood Detection For Human Computer Interaction. *arXiv preprint arXiv:1305.2827*. <http://files/221/Badar y Shrawankar - 2013 - Human Mood Detection For Human Computer Interactio.pdf>
- Bajaj, R., y Sharma, V. (2018). Smart Education with artificial intelligence based determination of learning styles. *Procedia Computer Science*, 132, 834–842. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2018.05.095>
- Barrón, M. (2020). La educación en línea. Transiciones y disrupciones. En *Issue* (pp. 66–64).
http://132.248.192.241:8080/xmlui/handle/IISUE_UNAM/540
- Beresaluce, R., Peiró, S., y Ramos, C. (2014). *El profesor como guía-orientador. Un modelo docente*. 14.
<http://files/136/Beresaluce et al. - El profesor como guía-orientador. Un modelo docente.pdf>
- Bertoglia, L. (1990). Psicología del aprendizaje. *Universidad de Antofagasta, Chile*.
- Birlik, S. (2015). Taxonomy of the Cognitive Domain: An Example of Architectural Education Program. *Procedia - Social and Behavioral Sciences*. <https://doi.org/10.1016/j.sbspro.2015.01.993>
- Blanco, A. V., Amigo, J. C., y Blanco, A. V. (2016). El rol del docente en la era digital. *dialnet.unirioja.es*, 86(2), 13. <https://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=5670199>
- Bloom, Benjamin S, Engelhart, M. D., Furst, E. J., Hill, W. H., y Krathwohl, D. R. (1956a). *Taxonomy of educational objectives: the classification of educational goals: handbook {1}: cognitive domain*.

- Bloom, Benjamin S, Engelhart, M. D., Furst, E. J., Hill, W. H., y Krathwohl, D. R. (1956b). *Taxonomy of educational objectives: the classification of educational goals: handbook I: cognitive domain*. New York, US: D. Mckay. <http://files/325/wxis.exe.html>
- Bloom, Benjamin Samuel. (1956). Taxonomy of educational objectives: The classification of educational goals. *Cognitive domain*. <http://files/323/10025289849.html>
- Boussakssou, M., Hssina, B., y Erittali, M. (2020). Towards an Adaptive E-learning System Based on Q-Learning Algorithm. *Procedia Computer Science*, 170, 1198–1203. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2020.03.028>
- Brown, M., McCormack, M., Reeves, J., Brooks, D. C., Grajek, S., y EDUCAUSE. (2020). *2020 EDUCAUSE Horizon Report: Teaching and Learning Edition*. EDUCAUSE. 4772 Walnut Street Suite 206, Boulder, CO 80301-2538. Tel: 303-449-4430; Fax: 303-440-0461; e-mail: info@edUCAUSE.edu; Web site: <http://www.edUCAUSE.edu>. <http://files/170/Brown et al. - 2020 - 2020 EDUCAUSE Horizon Report Teaching and Learnin.pdf>
- Castrillón, O. D., Sarache, W., y Ruiz-Herrera, S. (2020). Predicción del rendimiento académico por medio de técnicas de inteligencia artificial. *Formación universitaria*, 13(1), 93–102. <https://doi.org/10.4067/s0718-50062020000100093>
- Cazales, Z. N., Granados, H. M., y Ocaña-Pérez, L. (2021). La educación después de la pandemia: propuesta de implementación de un modelo de Educación Básica a Distancia. *Diálogos sobre educación*, 12(22). <https://doi.org/10.32870/DSE.VI22.920>
- CEPAL-UNESCO. (2020). *La educación en tiempos de la pandemia de COVID-19*. https://repositorio.cepal.org/bitstream/handle/11362/45904/1/S2000510_es.pdf
- Chamorro Mejía, M., y López Gili, K. (2020). Aspectos afectivos de las actitudes lingüísticas de estudiantes universitarios. *Cuadernos de Lingüística Hispánica*, 35, 37–56. <http://files/196/CHAMORRO MEJÍA y LÓPEZ GILI - 2020 - Aspectos afectivos de las actitudes lingüísticas d.pdf>
- Chatfield, K., Simonyan, K., Vedaldi, A., y Zisserman, A. (2014). Return of the devil in the details: Delving deep into convolutional nets. *arXiv preprint arXiv:1405.3531*. <http://files/244/Chatfield et al. - 2014 - Return of the devil in the details Delving deep i.pdf>
- Churches, A. (2009). *Bloom's Digital Taxonomy. Edorigami, blooms taxonomy and digital approaches*.
- Coffield, F., Ecclestone, K., Hall, E., y Moseley, D. (2004). *Learning styles and pedagogy in post-16 learning: A systematic and critical review*. Learning and Skills Research Centre London. <http://files/284/ngv13692.html>
- Cohn, J. F. (2006). *Foundations of human computing: facial expression and emotion*. 233–238. <http://files/224/Cohn - 2006 - Foundations of human computing facial expression .pdf>
- Corneanu, C. A., Simón, M. O., Cohn, J. F., y Guerrero, S. E. (2016). Survey on rgb, 3d, thermal, and multimodal approaches for facial expression recognition: {History}, trends, and affect-related applications. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 38(8), 1548–1568.
- De La Fuente, P. B. (s/f). *NATIVOS DIGITALES VS. PROFESORES ANALÓGICOS*. <http://files/177/DE LA FUENTE - NATIVOS DIGITALES VS. PROFESORES ANALÓGICOS.pdf>
- Delgado, U., Gabriela, F., y Flores, M. (2021). Entornos virtuales de aprendizaje adoptados en la universidad ante el COVID-19. *Diálogos sobre educación*, 12(22). <https://doi.org/10.32870/DSE.VI22.829>
- Demuth, H. B., Beale, M. H., De Jess, O., y Hagan, M. T. (2014). *Neural network design*. Martin Hagan.

<http://files/247/2721661.html>

Díez, R. B. (2014). *El profesor como guía-orientador. Un modelo docente.*

<http://rua.ua.es/dspace/handle/10045/41885>

Digion, L., Digion, L. B., y Álvarez, M. M. (2021). Experiencia de enseñanza-aprendizaje con aula virtual en el acompañamiento pedagógico debido al Covid-19. *Apertura*, 13(1), 20–35.

<https://doi.org/10.32870/Ap.v13n1.1957>

Duque, N. D., Ovalle, Carranza, D., y Carrillo, Ramos, Á. (2020). Sistema basado en reglas para la generación personalizada de curso virtual. *TecnoLógicas*, 23(47), 229–242.

<https://doi.org/10.22430/22565337.1494>

Ekman, P. (1993). Facial expression and emotion. *American psychologist*, 48(4), 384. <http://files/218/Ekman - 1993 - Facial expression and emotion..pdf>

Ekman, P. (2002). Facial Action Coding System. En *Facial Action Coding System.*

<https://www.paulekman.com/facial-action-coding-system/>

El-Bishouty, M. M., Aldraiweesh, A., Alturki, U., Tortorella, R., Yang, J., Chang, T.-W., y Graf, S. (2019). Use of Felder and Silverman learning style model for online course design. *Educational Technology Research and Development*, 67(1), 161–177. <http://files/262/El-Bishouty et al. - 2019 - Use of Felder and Silverman learning style model f.pdf>

Elliott, J., y Manzano, P. (2005). *El cambio educativo desde la investigación-acción.* Morata.

<http://files/395/Elliott y Manzano - 2005 - El cambio educativo desde la investigación-acción.pdf>

Entwistle, N. (2013). *Styles of learning and teaching: An integrated outline of educational psychology for students, teachers and lecturers.* Routledge. <http://files/298/books.html>

Entwistle, N., McCune, V., y Walker, P. (2014). Conceptions, styles, and approaches within higher education: Analytic abstractions and everyday experience. En *Perspectives on thinking, learning, and cognitive styles* (pp. 103–136). Routledge. <http://files/301/conceptions-styles-approaches-within-higher-education-analytic-abstractions-everyday-experience.html>

Entwistle, N., y Tait, H. (1994). The revised approaches to studying inventory. *Edinburgh: University of Edinburgh, Centre for Research into Learning and Instruction.*

Felder, Richar. (2020). *Index of Learning Styles Questionnaire.* North Carolina State University.

<https://www.webtools.ncsu.edu/learningstyles/>

Felder, Richard. (1996). Matters of style. *ASEE prism*, 6(4), 18–23. <http://files/278/Felder - 1996 - Matters of style.pdf>

Felder, Richard, y Silverman, L. (1988). Learning and Teaching Styles in Engineering Education. *Engineering Education.*

Ferrer, E. H., y Aguilar, O. V. (2021). Cómo están pasando la pandemia los estudiantes de la Universidad Pedagógica Veracruzana: un estudio de caso. *Diálogos sobre educación*, 12(22).

<https://doi.org/10.32870/DSE.VI22.816>

Firdausiah, A. B., Yusof, N., y Basori, A. H. (2019). Personalized Learning Model based on Deep Learning Algorithm for Student Behaviour Analytic. *Procedia Computer Science.*

<https://doi.org/10.1016/j.procs.2019.12.094>

García-Peñalvo, F. J., Corell, A., Abella-García, V., y Grande, M. (2020). Online Assessment in Higher

Education in the Time of COVID-19 = La evaluación online en la educación superior en tiempos de la COVID-19. *Education in the Knowledge Society (EKS)*.

- González, M., y González, M. O. (2021). Competencias digitales del docente de bachillerato ante la enseñanza remota de emergencia. *Apertura*, 13(1), 6–19. <https://doi.org/10.32870/Ap.v13n1.1991>
- Gordon, K. W. (2020). *A Conceptual Design for an Adaptive Learning Technology Implementation Model* [Doctoral dissertation, Trident University International]. <https://search.proquest.com/openview/d25472c112cb84bd2fafa9181ea338a0/1?pq-origsite=gscholar&cbl=18750&diss=y>
- Graf, S. (2007). *Adaptivity in learning management systems focussing on learning styles*. <http://files/250/10843.html>
- Graf, S., Viola, S. R., Leo, T., y Kinshuk. (2007). In-depth analysis of the Felder-Silverman learning style dimensions. *Journal of Research on Technology in Education*, 40(1), 79–93. <http://files/265/Graf et al. - 2007 - In-depth analysis of the Felder-Silverman learning.pdf>
- Gregorc, A. F. (1982). *An adult's guide to style*. Gregorc Associates Columbia, CT. <http://files/318/Gregorc Pt 3 - Self Study.html>
- Guerra, Y. M., González, R. C., y Febles, J. P. (2016). *Diseño web adaptativo para la plataforma educativa ZERA*. 10(2), 16. <http://files/120/Guerra et al. - 2016 - Diseño web adaptativo para la plataforma educativa.pdf>
- Harrison, C., y Killion, J. (2007). Ten roles for teacher leaders. *Educational leadership*, 65(1), 74. <http://files/147/Harrison y Killion - 2007 - Ten roles for teacher leaders.pdf>
- Hernández, Sampieri, R., Fernández, Collado, C., Baptista, Lucio, P., Méndez, Valencia, S., y Mendoza, Torres, C. P. (2014). *Metodología de la investigación*. McGrawHill. <http://files/2/Hernández Sampieri et al. - 2014 - Metodología de la investigación.pdf>
- Hernández, Sampieri, R., y Mendoza, Torres, C. P. (2018). *Metodología de la investigación: las rutas cuantitativa, cualitativa y mixta*. McGraw-Hill Education. <http://files/356/Hernández Sampieri y Mendoza Torres - 2018 - Metodología de la investigación las rutas cuantit.pdf>
- Honey, P, y Mumford, A. (1982). *The Manual of Learning Styles*. Peter Honey: Oxford.
- Honey, P, y Mumford, A. (2006). *Learner's styles helper's guide*. Maidenhead, UK: Peter Honey.
- Honey, Peter, y Mumford, A. (1992). *The manual of learning styles* (Vol. 3). Peter Honey Maidenhead. <http://files/276/466244.html>
- Honey, Peter, y Mumford, A. (2000). *The learning styles helper's guide*. Peter Honey Publications Maidenhead. <http://files/314/Honey y Mumford - 2000 - The learning styles helper's guide.pdf>
- Hwang, G., Sung, H., Chang, S., y Huang, X. (2020a). A fuzzy expert system-based adaptive learning approach to improving students' learning performances by considering affective and cognitive factors. *Computers and Education: Artificial Intelligence*, 1(August), 100003. <https://doi.org/10.1016/j.caeai.2020.100003>
- Hwang, G., Sung, H., Chang, S., y Huang, X. (2020b). A fuzzy expert system-based adaptive learning approach to improving students' learning performances by considering affective and cognitive factors. *Computers and Education: Artificial Intelligence*, 1(August), 100003. <https://doi.org/10.1016/j.caeai.2020.100003>

- lesalc-unesco. (2020). *El coronavirus-19 y la educación superior: impacto y recomendaciones*.
<https://www.iesalc.unesco.org/2020/04/02/el-coronavirus-covid-19-y-la-educacion-superior-impacto-y-recomendaciones/>
- Iglesias, S., Hernández, Á., Chaparro, J., y Prieto, J. L. (2021). Emergency remote teaching and students' academic performance in higher education during the COVID-19 pandemic: A case study. *Computers in Human Behavior*, *119*, 106713. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2021.106713>
- INEGI. (2019). *Encuesta Nacional sobre Disponibilidad y Uso de Tecnologías de la Información en los Hogares (ENDUTIH) 2019*. <https://www.inegi.org.mx/programas/dutih/2019/>
- Ingeniería en Computación - Unistmo*. (2016). Plan de estudios de Ingeniería en Computación.
<http://www.Unistmo.edu.mx/~computacion/planestudios.html>
- Jain Goyal, S., Kumar Upadhyay, A., y Singh Jadon, R. (2020). A brief Review of Deep Learning Based Approaches for Facial Expression and Gesture Recognition Based on Visual Information. *Materials Today: Proceedings*, *29*, 462–469. <https://doi.org/10.1016/j.matpr.2020.07.300>
- James, W. B., y Gardner, D. L. (1995). Learning styles: Implications for distance learning. *New directions for adult and continuing education*, *1995(67)*, 19–31. [http://files/281/James y Gardner - 1995 - Learning styles Implications for distance learnin.pdf](http://files/281/James%20y%20Gardner%20-%201995%20-%20Learning%20styles%20Implications%20for%20distance%20learnin.pdf)
- Jelodar, H., Wang, Y., Yuan, C., Feng, X., Jiang, X., Li, Y., y Zhao, L. (2019). Latent Dirichlet allocation (LDA) and topic modeling: models, applications, a survey. *Multimedia Tools and Applications*, *78(11)*, 15169–15211. <https://doi.org/10.1007/s11042-018-6894-4>
- Jung, C. (2016). *Psychological types*. Routledge.
- Khan, R. A., y Jawaid, M. (2020). Technology enhanced assessment (TEA) in COVID 19 pandemic. *Pakistan Journal of Medical Sciences*. <https://doi.org/10.12669/pjms.36.COVID19-S4.2795>
- Kim, P. (2017). Convolutional neural network. En *{MATLAB} deep learning* (pp. 121–147). Springer.
- Kolb, A. Y. (2005). The Kolb learning style inventory-version 3.1 2005 technical specifications. *Boston, MA: Hay Resource Direct*, *200(72)*, 166–171. [http://files/310/Kolb - 2005 - The Kolb learning style inventory-version 3.1 2005.pdf](http://files/310/Kolb%20-%202005%20-%20The%20Kolb%20learning%20style%20inventory-version%203.1%202005.pdf)
- Kolb, D. A. (1981). Learning styles and disciplinary differences. *The modern American college*, *1(January1981)*, 232–235.
- Kolb, D. A. (1984). Experience as the source of learning and development. *Upper Sadle River: Prentice Hall*.
- Kolekar, S. V, Pai, R. M., y MM, M. P. (2017). Prediction of Learner's Profile Based on Learning Styles in Adaptive E-learning System. *International Journal of Emerging Technologies in Learning*, *12(6)*.
[http://files/253/Kolekar et al. - 2017 - Prediction of Learner's Profile Based on Learning .pdf](http://files/253/Kolekar%20et%20al.%20-%202017%20-%20Prediction%20of%20Learner's%20Profile%20Based%20on%20Learning.pdf)
- Koza, J. (1992). *Genetic Programming: On the programming of computers by means of natural selection*. MIT Press.
- Krathwohl, D. R. (2002). A revision of Bloom's taxonomy: An overview. *Theory into practice*, *41(4)*, 212–218.
[http://files/327/Krathwohl - 2002 - A revision of Bloom's taxonomy An overview.pdf](http://files/327/Krathwohl%20-%202002%20-%20A%20revision%20of%20Bloom's%20taxonomy%20An%20overview.pdf)
- Krizhevsky, A., Sutskever, I., y Hinton, G. E. (2012a). Imagenet classification with deep convolutional neural networks. *Advances in neural information processing systems*, *25*, 1097–1105.
- Krizhevsky, A., Sutskever, I., y Hinton, G. E. (2012b). Imagenet classification with deep convolutional neural

- networks. *Advances in neural information processing systems*, 25, 1097–1105.
<http://files/241/Krizhevsky et al. - 2012 - Imagenet classification with deep convolutional ne.pdf>
- Lalitha, T. B., y Sreeja, P. S. (2020). Personalised Self-Directed Learning Recommendation System. *Procedia Computer Science*, 171(2019), 583–592. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2020.04.063>
- Li, H., Cui, W., Xu, Z., Zhu, Z., y Feng, M. (2018). Yixue adaptive learning system and its promise on improving student learning. *CSEDU 2018 - Proceedings of the 10th International Conference on Computer Supported Education*, 2(Csedu 2018), 45–52. <https://doi.org/10.5220/0006689800450052>
- Liu, L. (2019). Human face expression recognition based on deep learning-deep convolutional neural network. *Proceedings - 2019 International Conference on Smart Grid and Electrical Automation, ICSGEA 2019*, 221–224. <https://doi.org/10.1109/ICSGEA.2019.00058>
- Lloyd, M. (2020). Desigualdades educativas y la brecha digital en tiempos de COVID-19. En *Educación y pandemia: una visión académica* (1a ed., pp. 115–121).
http://132.248.192.241:8080/jspui/bitstream/IISUE_UNAM/546/1/LloydM_2020_Desigualdades_educativas.pdf
- Magal, T., y García, J. (2017). Una aproximación del efecto en el aprendizaje de una lengua extranjera debida a la obtención de datos a través de exámenes en línea de idiomas. *Revista de Educación a Distancia (RED)*, 53. <https://doi.org/10.6018/red/53/6>
- Martínez, J. R. (2019). El proceso de elaboración y validación de un instrumento de medición documental The process of preparing and validating a documentary research measurement instrument. *Acción y reflexión educativa*.
- Megahed, M., y Mohammed, A. (2020). Modeling adaptive E-Learning environment using facial expressions and fuzzy logic. *Expert Systems with Applications*, 157, 113460.
<https://doi.org/10.1016/j.eswa.2020.113460>
- Mérida Martínez, Y., y Acuña Gamboa, L. A. (2020). Covid-19, Pobreza y Educación en Chiapas: Análisis a los Programas Educativos Emergentes. *Revista Internacional de Educación para la Justicia Social*.
<https://doi.org/10.15366/riejs2020.9.3.004>
- Mertens, D. M. (2014). *Research and evaluation in education and psychology: Integrating diversity with quantitative, qualitative, and mixed methods*. Sage publications. <http://files/202/books.html>
- Mohseni, S., Zarei, N., y Ramazani, S. (2014). Facial expression recognition using anatomy based facial graph. *Conference Proceedings - IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics, 2014-January*(January), 3715–3719. <https://doi.org/10.1109/SMC.2014.6974508>
- Myers, I. B. (1962). *The Myers-Briggs Type Indicator: Manual (1962)*. <http://files/286/2013-29682-000.html>
- Nafea, S. M., Siewe, F., y He, Y. (2019). On Recommendation of Learning Objects Using Felder-Silverman Learning Style Model. *IEEE Access*, 7, 163034–163048. <http://files/260/8798626.html>
- Negnevitsky, M. (2005). *A guide to intelligent systems. Artificial Intelligence*. (2a ed.). Addison Wesley.
- Niño Rojas, V. M. (2011). *Metodología de la investigación: diseño y ejecución*. Ediciones de la U.
<http://site.ebrary.com/id/10559875>
- Nisha, B., Dahiya, S., Phool Singh Mahila Vishawavidalya, B., A, N., y Dahiya σ, S. (2015). Face Detection and Expression Recognition using Neural Network Approaches. *Global Journal of Computer Science and Technology: F Graphics & Vision*, 15(3).

- Ocampo Botello, F., Guzmán Arredondo, A., Camarena Gallardo, P., y de Luna Caballero, R. (2014). Identificación de estilos de aprendizaje en estudiantes de ingeniería. *Revista mexicana de investigación educativa*, 19(61), 401–429.
- Ouatik, F., Erritali, M., y Jourhmane, M. (2020). Comparative study of MapReduce classification algorithms for students orientation. *Procedia Computer Science*, 170, 1192–1197. <http://files/258/S1877050920304592.html>
- Panqueva, Á. H. G. (2021). *Diseño de cursos por grandes ideas, con pedagogía activa e integración de tecnologías digitales*. Ediciones Uniandes-Universidad de los Andes.
- Pask, G. (1975). *Conversation, cognition and learning*. <http://files/296/Show.html>
- Pask, G. (1976). Conversation theory. *Applications in Education and Epistemology*.
- Pask, G., y Scott, B. C. E. (1973). CASTE: A system for exhibiting learning strategies and regulating uncertainties. *International Journal of man-machine studies*, 5(1), 17–52. <http://files/294/S0020737373800082.html>
- Perdomo, Y., y Perdomo, G. (2012). Elementos que intervienen en la enseñanza y aprendizaje en línea. *Apertura*, 4(1), 66–75. <http://www.udgvirtual.udg.mx/apertura/index.php/apertura/article/view/215>
- Prensky, M. (2010). ¿QUÉ SON LOS NATIVOS DIGITALES? 8. <http://files/143/Prensky - ¿QUÉ SON LOS NATIVOS DIGITALES.pdf>
- Pressman, R. (2010). *Ingeniería del software un enfoque práctico*. McGraw-Hill Education.
- Ramírez, A. M. G. (2020). Participación social ante la emergencia multidimensional por Covid-19. En *COVID-19: La humanidad a prueba* (132a ed.). CESOP. www.diputados.gob.mx/cesop
- Ramsden, P., y Entwistle, N. J. (1981). EFFECTS OF ACADEMIC DEPARTMENTS ON STUDENTS' APPROACHES TO STUDYING. *British journal of educational psychology*, 51(3), 368–383. <http://files/304/j.2044-8279.1981.tb02493.html>
- Reimers, F., y Schleicher, A. (2020). Un marco para guiar una respuesta educativa a la pandemia del 2020 del COVID-19. *Proyecto Educar 2050*, 50. https://educar2050.org.ar/covid-19_brief_ocde_español_completo/
- Robles, P., y del Carmen, M. (2015). La validación por juicio de expertos: dos investigaciones cualitativas en Lingüística aplicada. *Revista Nebrija de Lingüística Aplicada a la Enseñanza de Lenguas*, 18, 103.
- Sarni, C., Campos, J. J., Camras, L. A., y Witherington, D. (2007). Emotional Development: Action, Communication, and Understanding. En W. Damon & R. M. Lerner (Eds.), *Handbook of Child Psychology* (p. chpsy0305). John Wiley & Sons, Inc. <https://doi.org/10.1002/9780470147658.chpsy0305>
- Sánchez-Mendiola, M. (2014). ¿Aprender con la mente o con el corazón? Retos de la investigación en educación médica. *Investigación en educación médica*, 3(10), 63–64. http://www.scielo.org.mx/scielo.php?script=sci_abstract&pid=S2007-50572014000200001&lng=es&nrm=iso&tlng=es
- Sánchez-Mendiola, M. (2015). El arbitraje por pares en las publicaciones en educación: ¿cribado, sadismo o control de calidad? *Investigación en Educación Médica*, 4(16), 181–182. <https://doi.org/10.1016/j.riem.2015.09.002>
- Sanhueza, C. M. (2005). Reseña de “Psicología del Aprendizaje” de BERTOGLIA RICHARDS, LUIS.

- Psicoperspectivas*, IV(1), 99–100. <https://www.redalyc.org/articulo.oa?id=171016577013>
- Seara, M. (2020). *Hechos 2020*. SUNE0. <http://www.suneo.mx/Hechos-2020-BR.pdf>
- Serrano, D. P., Serrano, D. P., Martín-Herrera, I., y Micaletto-Belda, J. P. (2021). Google Workspace como plataforma b-learning. Análisis de las percepciones de los estudiantes universitarios de Comunicación. *Apertura*, 13(2), 106–123. <https://doi.org/10.32870/Ap.v13n2.2029>
- Shin, H.-C., Roth, H. R., Gao, M., Lu, L., Xu, Z., Nogues, I., Yao, J., Mollura, D., y Summers, R. M. (2016). Deep convolutional neural networks for computer-aided detection: CNN architectures, dataset characteristics and transfer learning. *IEEE transactions on medical imaging*, 35(5), 1285–1298. <http://files/238/PMC4890616.html>
- Sihombing, J. H., Laksitowening, K. A., y Darwiyanto, E. (2020). *Personalized E-Learning Content Based On Felder-Silverman Learning Style Model*. 1–6. <http://files/256/9166452.html>
- Sommerville, I. (2015). *Ingeniería de software* (Séptima). Pearson Educación S. A.
- Viola, P., y Jones, M. (2001). *Rapid object detection using a boosted cascade of simple features*. 1, 1–1. <http://files/228/Viola y Jones - 2001 - Rapid object detection using a boosted cascade of .pdf>
- Wang, J., y Mendori, T. (2015). The reliability and validity of felder-silverman index of learning styles in mandarin version. *Information Engineering Express*, 1(3), 1–8.
- Wang, S., Christensen, C., Cui, W., Tong, R., Yarnall, L., Shear, L., y Feng, M. (2020a). When adaptive learning is effective learning: comparison of an adaptive learning system to teacher-led instruction. *Interactive Learning Environments*, 1–11. <https://doi.org/10.1080/10494820.2020.1808794>
- Wang, S., Christensen, C., Cui, W., Tong, R., Yarnall, L., Shear, L., y Feng, M. (2020b). When adaptive learning is effective learning: comparison of an adaptive learning system to teacher-led instruction. *Interactive Learning Environments*, 1–11. <https://doi.org/10.1080/10494820.2020.1808794>
- Wu, F., Zhao, S., Yu, B., Chen, Y. M., Wang, W., Song, Z. G., Hu, Y., Tao, Z. W., Tian, J. H., Pei, Y. Y., Yuan, M. L., Zhang, Y. L., Dai, F. H., Liu, Y., Wang, Q. M., Zheng, J. J., Xu, L., Holmes, E. C., y Zhang, Y. Z. (2020). A new coronavirus associated with human respiratory disease in {China}. *Nature*, 579(7798), 265–269. <https://doi.org/10.1038/s41586-020-2008-3>
- Zhang, T. (2020). *Face Expression Recognition Based on Deep Learning*. 1486, 42048. <http://files/212/Zhang - 2020 - Face Expression Recognition Based on Deep Learning.pdf>

8. Anexos

8.1 Anexo 1. Autorización para implementación de proyecto.



UNIVERSIDAD DEL ISTMO
www.unistmo.edu.mx

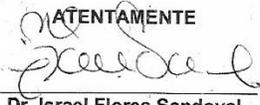
Santo Domingo Tehuantepec, Oax.; a 25 de febrero de 2020

DRA. MA. TERESA GARCÍA RAMÍREZ
Coordinadora
Doctorado en Innovación en Tecnología Educativa en Línea

Por medio de la presente, me permito informarle que el **M. C. Ernesto Cortés Pérez**, aspirante al doctorado en Innovación en Tecnología Educativa que ofrece la Universidad Autónoma de Querétaro en la Facultad de Informática, podrá realizar la implementación de su proyecto de intervención en las instalaciones de la institución, atendiendo a las reglas de confidencialidad de la información y áreas de acceso.

Sin más por el momento quedo a sus órdenes.

ATENTAMENTE



Dr. Israel Flores Sandoval
Vice- Rector Académico
Universidad del Istmo



VICE-RECTORIA
ACADEMICA

<p>Campus Tehuantepec Cd. Universitaria, Sto. Domingo Tehuantepec, Oax. (971) 5224050</p>	<p>Campus Ixtepec Cd. Universitaria, Cd. Ixtepec, Oax. (971) 7127050</p>	<p>Campus Juchitán Cd. Universitaria, H. Cd. de Juchitán de Zaragoza, Oax. (971) 712 7050</p>
---	--	---

8.2 Anexo 2. Dictaminación favorable por el experto 1

Guayaquil, Ecuador, a 15 de mayo del 2021

Asunto: Revisión de instrumentos: EAAIENS y ESCELOC

A QUIEN CORRESPONDA
P R E S E N T E

Por medio de la presente, hago de su conocimiento que he revisado los instrumentos EAAIENS y ESCELOC, correspondientes a la primera etapa de la investigación "Entorno de Aprendizaje Adaptativo Inteligente para mejorar el aprovechamiento escolar de los alumnos de Ingeniería en Computación en la Universidad del Istmo" del Mtro. Ernesto Cortés Pérez. Con base en la evaluación de cada uno de los apartados que componen dichos formatos, dictamino FAVORABLE la aplicación de estos a la muestra del estudio.

Sin más por el momento que agradecer la invitación para esta dictaminación especializada, me despido no sin antes quedar de ustedes.

Respetuosamente,



DR. CARLOS ISAAC BARROS BASTIDAS
DOCENTE INVESTIGADOR
UNIVERSIDAD DE GUAYAQUIL. ECUADOR

8.3 Anexo 3. Dictaminación favorable de los instrumentos por el experto 2

Santo Domingo Tehuantepec. Oax., a 09 de mayo de 2022

Asunto: Revisión de instrumentos:
EAAIENS y ESCELOC

A QUIEN CORRESPONDA

Por este medio, hago de su conocimiento que he revisado los instrumentos EAAIENS y ESCELOC, propuestos por el M.C. Ernesto Cortés Pérez y aplicados en la primera etapa de la investigación *"Entorno de Aprendizaje Adaptativo Inteligente para mejorar el aprovechamiento escolar de los alumnos de Ingeniería en Computación en la Universidad del Istmo"*. Con base en la revisión de cada uno de los apartados que componen dichos instrumentos dictamino **FAVORABLE** la aplicación de estos a la muestra de estudio.

Sin más por el momento, agradezco la invitación para esta dictaminación especializada, me despido no sin antes quedar de ustedes.

RESPECTUOSAMENTE



M.A. SILVIA REYES JIMÉNEZ
PROFESORA-INVESTIGADORA
UNIVERSIDAD DEL ISTMO