

Luis Fernando González-Beltrán
(Organizador)

Educação no Século XXI:

Perspectivas
Contemporâneas
sobre
Ensino-Aprendizagem

VOL V



EDITORA
ARTEMIS
2026

Luis Fernando González-Beltrán
(Organizador)

Educação no Século XXI:

Perspectivas
Contemporâneas
sobre
Ensino-Aprendizagem

VOL V



EDITORIA
ARTEMIS

2026



O conteúdo deste livro está licenciado sob uma Licença de Atribuição Creative Commons Atribuição-Não-Comercial NãoDerivativos 4.0 Internacional (CC BY-NC-ND 4.0). Direitos para esta edição cedidos à Editora Artemis pelos autores.

Permitido o download da obra e o compartilhamento, desde que sejam atribuídos créditos aos autores, e sem a possibilidade de alterá-la de nenhuma forma ou utilizá-la para fins comerciais.

A responsabilidade pelo conteúdo dos artigos e seus dados, em sua forma, correção e confiabilidade é exclusiva dos autores. A Editora Artemis, em seu compromisso de manter e aperfeiçoar a qualidade e confiabilidade dos trabalhos que publica, conduz a avaliação cega pelos pares de todos manuscritos publicados, com base em critérios de neutralidade e imparcialidade acadêmica.

Editora Chefe	Prof. ^a Dr. ^a Antonella Carvalho de Oliveira
Editora Executiva	M. ^a Viviane Carvalho Mocellin
Direção de Arte	M. ^a Bruna Bejarano
Diagramação	Elisangela Abreu
Organizador	Prof. Dr. Luis Fernando González Beltrán
Imagem da Capa	tanor/123RF
Bibliotecário	Maurício Amormino Júnior – CRB6/2422

Conselho Editorial

Prof.^a Dr.^a Ada Esther Portero Ricol, *Universidad Tecnológica de La Habana “José Antonio Echeverría”*, Cuba
Prof. Dr. Adalberto de Paula Paranhos, Universidade Federal de Uberlândia, Brasil
Prof. Dr. Agustín Olmos Cruz, *Universidad Autónoma del Estado de México*, México
Prof.^a Dr.^a Amanda Ramalho de Freitas Brito, Universidade Federal da Paraíba, Brasil
Prof.^a Dr.^a Ana Clara Monteverde, *Universidad de Buenos Aires*, Argentina
Prof.^a Dr.^a Ana Júlia Viamonte, Instituto Superior de Engenharia do Porto (ISEP), Portugal
Prof. Dr. Ángel Mujica Sánchez, *Universidad Nacional del Altiplano*, Peru
Prof.^a Dr.^a Angela Ester Mallmann Centenaro, Universidade do Estado de Mato Grosso, Brasil
Prof.^a Dr.^a Begoña Blandón González, *Universidad de Sevilla*, Espanha
Prof.^a Dr.^a Carmen Pimentel, Universidade Federal Rural do Rio de Janeiro, Brasil
Prof.^a Dr.^a Catarina Castro, Universidade Nova de Lisboa, Portugal
Prof.^a Dr.^a Cirila Cervera Delgado, *Universidad de Guanajuato*, México
Prof.^a Dr.^a Cláudia Neves, Universidade Aberta de Portugal
Prof.^a Dr.^a Cláudia Padovesi Fonseca, Universidade de Brasília-DF, Brasil
Prof. Dr. Cleberton Correia Santos, Universidade Federal da Grande Dourados, Brasil
Dr. Cristo Ernesto Yáñez León – New Jersey Institute of Technology, Newark, NJ, Estados Unidos



Prof. Dr. David García-Martul, *Universidad Rey Juan Carlos de Madrid*, Espanha

Prof.^a Dr.^a Deuzimar Costa Serra, *Universidade Estadual do Maranhão*, Brasil

Prof.^a Dr.^a Dina Maria Martins Ferreira, *Universidade Estadual do Ceará*, Brasil

Prof.^a Dr.^a Edith Luévano-Hipólito, *Universidad Autónoma de Nuevo León*, México

Prof.^a Dr.^a Eduarda Maria Rocha Teles de Castro Coelho, *Universidade de Trás-os-Montes e Alto Douro*, Portugal

Prof. Dr. Eduardo Eugênio Spers, *Universidade de São Paulo (USP)*, Brasil

Prof. Dr. Eloi Martins Senhoras, *Universidade Federal de Roraima*, Brasil

Prof.^a Dr.^a Elvira Laura Hernández Carballido, *Universidad Autónoma del Estado de Hidalgo*, México

Prof.^a Dr.^a Emilas Darlene Carmen Lebus, *Universidad Nacional del Nordeste*, Argentina

Prof.^a Dr.^a Erla Mariela Morales Morgado, *Universidad de Salamanca*, Espanha

Prof. Dr. Ernesto Cristina, *Universidad de la República*, Uruguay

Prof. Dr. Ernesto Ramírez-Briones, *Universidad de Guadalajara*, México

Prof. Dr. Fernando Hitt, *Université du Québec à Montréal*, Canadá

Prof. Dr. Gabriel Díaz Cobos, *Universitat de Barcelona*, Espanha

Prof.^a Dr.^a Gabriela Gonçalves, *Instituto Superior de Engenharia do Porto (ISEP)*, Portugal

Prof.^a Dr.^a Galina Gumovskaya – *Higher School of Economics*, Moscow, Russia

Prof. Dr. Geoffroy Roger Pointer Malpass, *Universidade Federal do Triângulo Mineiro*, Brasil

Prof.^a Dr.^a Gladys Esther Leoz, *Universidad Nacional de San Luis*, Argentina

Prof.^a Dr.^a Glória Beatriz Álvarez, *Universidad de Buenos Aires*, Argentina

Prof. Dr. Gonçalo Poeta Fernandes, *Instituto Politécnico da Guarda*, Portugal

Prof. Dr. Gustavo Adolfo Juarez, *Universidad Nacional de Catamarca*, Argentina

Prof. Dr. Guillermo Julián González-Pérez, *Universidad de Guadalajara*, México

Prof. Dr. Håkan Karlsson, *University of Gothenburg*, Suécia

Prof.^a Dr.^a Iara Lúcia Tescarollo Dias, *Universidade São Francisco*, Brasil

Prof.^a Dr.^a Isabel del Rosario Chiyon Carrasco, *Universidad de Piura*, Peru

Prof.^a Dr.^a Isabel Yohena, *Universidad de Buenos Aires*, Argentina

Prof. Dr. Ivan Amaro, *Universidade do Estado do Rio de Janeiro*, Brasil

Prof. Dr. Iván Ramon Sánchez Soto, *Universidad del Bío-Bío*, Chile

Prof.^a Dr.^a Ivânia Maria Carneiro Vieira, *Universidade Federal do Amazonas*, Brasil

Prof. Me. Javier Antonio Albornoz, *University of Miami and Miami Dade College*, Estados Unidos

Prof. Dr. Jesús Montero Martínez, *Universidad de Castilla - La Mancha*, Espanha

Prof. Dr. João Manuel Pereira Ramalho Serrano, *Universidade de Évora*, Portugal

Prof. Dr. Joaquim Júlio Almeida Júnior, *UniFIMES - Centro Universitário de Mineiros*, Brasil

Prof. Dr. Jorge Ernesto Bartolucci, *Universidad Nacional Autónoma de México*, México

Prof. Dr. José Cortez Godinez, *Universidad Autónoma de Baja California*, México

Prof. Dr. Juan Carlos Cancino Diaz, *Instituto Politécnico Nacional*, México

Prof. Dr. Juan Carlos Mosquera Feijoo, *Universidad Politécnica de Madrid*, Espanha

Prof. Dr. Juan Diego Parra Valencia, *Instituto Tecnológico Metropolitano de Medellín*, Colômbia



Prof. Dr. Juan Manuel Sánchez-Yáñez, *Universidad Michoacana de San Nicolás de Hidalgo*, México

Prof. Dr. Juan Porras Pulido, *Universidad Nacional Autónoma de México*, México

Prof. Dr. Júlio César Ribeiro, *Universidade Federal Rural do Rio de Janeiro*, Brasil

Prof. Dr. Leinig Antonio Perazolli, *Universidade Estadual Paulista (UNESP)*, Brasil

Prof.^a Dr.^a Lúvia do Carmo, *Universidade Federal de Goiás*, Brasil

Prof.^a Dr.^a Luciane Spanhol Bordignon, *Universidade de Passo Fundo*, Brasil

Prof. Dr. Luis Fernando González Beltrán, *Universidad Nacional Autónoma de México*, México

Prof. Dr. Luis Vicente Amador Muñoz, *Universidad Pablo de Olavide*, Espanha

Prof.^a Dr.^a Macarena Esteban Ibáñez, *Universidad Pablo de Olavide*, Espanha

Prof. Dr. Manuel Ramiro Rodriguez, *Universidad Santiago de Compostela*, Espanha

Prof. Dr. Manuel Simões, *Faculdade de Engenharia da Universidade do Porto*, Portugal

Prof.^a Dr.^a Márcia de Souza Luz Freitas, *Universidade Federal de Itajubá*, Brasil

Prof. Dr. Marcos Augusto de Lima Nobre, *Universidade Estadual Paulista (UNESP)*, Brasil

Prof. Dr. Marcos Vinicius Meiado, *Universidade Federal de Sergipe*, Brasil

Prof.^a Dr.^a Mar Garrido Román, *Universidad de Granada*, Espanha

Prof.^a Dr.^a Margarida Márcia Fernandes Lima, *Universidade Federal de Ouro Preto*, Brasil

Prof.^a Dr.^a María Alejandra Arecco, *Universidad de Buenos Aires*, Argentina

Prof.^a Dr.^a Maria Aparecida José de Oliveira, *Universidade Federal da Bahia*, Brasil

Prof.^a Dr.^a Maria Carmen Pastor, *Universitat Jaume I*, Espanha

Prof.^a Dr.^a Maria da Luz Vale Dias – *Universidade de Coimbra*, Portugal

Prof.^a Dr.^a Maria do Céu Caetano, *Universidade Nova de Lisboa*, Portugal

Prof.^a Dr.^a Maria do Socorro Saraiva Pinheiro, *Universidade Federal do Maranhão*, Brasil

Prof.^a Dr.^a M^aGraça Pereira, *Universidade do Minho*, Portugal

Prof.^a Dr.^a Maria Gracinda Carvalho Teixeira, *Universidade Federal Rural do Rio de Janeiro*, Brasil

Prof.^a Dr.^a María Guadalupe Vega-López, *Universidad de Guadalajara*, México

Prof.^a Dr.^a Maria Lúcia Pato, *Instituto Politécnico de Viseu*, Portugal

Prof.^a Dr.^a Maritza González Moreno, *Universidad Tecnológica de La Habana*, Cuba

Prof.^a Dr.^a Mauriceia Silva de Paula Vieira, *Universidade Federal de Lavras*, Brasil

Prof. Dr. Melchor Gómez Pérez, *Universidad del Pais Vasco*, Espanha

Prof.^a Dr.^a Ninfa María Rosas-García, *Centro de Biotecnología Genómica-Instituto Politécnico Nacional*, México

Prof.^a Dr.^a Odara Horta Boscolo, *Universidade Federal Fluminense*, Brasil

Prof. Dr. Osbaldo Turpo-Gebera, *Universidad Nacional de San Agustín de Arequipa*, Peru

Prof.^a Dr.^a Patrícia Vasconcelos Almeida, *Universidade Federal de Lavras*, Brasil

Prof.^a Dr.^a Paula Arcoverde Cavalcanti, *Universidade do Estado da Bahia*, Brasil

Prof. Dr. Rodrigo Marques de Almeida Guerra, *Universidade Federal do Pará*, Brasil

Prof. Dr. Saulo Cerqueira de Aguiar Soares, *Universidade Federal do Piauí*, Brasil

Prof. Dr. Sergio Bitencourt Araújo Barros, *Universidade Federal do Piauí*, Brasil

Prof. Dr. Sérgio Luiz do Amaral Moretti, *Universidade Federal de Uberlândia*, Brasil

Prof.^a Dr.^a Silvia Inés del Valle Navarro, *Universidad Nacional de Catamarca*, Argentina

Prof.^a Dr.^a Solange Kazumi Sakata, Instituto de Pesquisas Energéticas e Nucleares (IPEN)- USP, Brasil

Prof.^a Dr.^a Stanislava Kashtanova, *Saint Petersburg State University*, Russia

Prof.^a Dr.^a Susana Álvarez Otero – Universidad de Oviedo, Espanha

Prof.^a Dr.^a Teresa Cardoso, Universidade Aberta de Portugal

Prof.^a Dr.^a Teresa Monteiro Seixas, Universidade do Porto, Portugal

Prof. Dr. Valter Machado da Fonseca, Universidade Federal de Viçosa, Brasil

Prof.^a Dr.^a Vanessa Bordin Viera, Universidade Federal de Campina Grande, Brasil

Prof.^a Dr.^a Vera Lúcia Vasilévski dos Santos Araújo, Universidade Tecnológica Federal do Paraná, Brasil

Prof. Dr. Wilson Noé Garcés Aguilar, *Corporación Universitaria Autónoma del Cauca*, Colômbia

Prof. Dr. Xosé Somoza Medina, *Universidad de León*, Espanha

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação (CIP)
(eDOC BRASIL, Belo Horizonte/MG)

E54 Educação no século XXI [livro eletrônico] : perspectivas contemporâneas sobre ensino-aprendizagem V / Organizador Luis Fernando González Beltrán. – Curitiba, PR: Artemis, 2026.

Formato: PDF

Requisitos de sistema: Adobe Acrobat Reader

Modo de acesso: World Wide Web

Inclui bibliografia

Edição bilíngue

ISBN 978-65-81701-88-8

DOI 10.37572/EdArt_260326888

1. Educação. 2. Tecnologias educacionais. 3. Ensino superior. I. González Beltrán, Luis Fernando.

CDD 371.72

Elaborado por Maurício Amormino Júnior – CRB6/2422



Editora Artemis

Curitiba-PR Brasil

www.editoraartemis.com.br

e-mail: publicar@editoraartemis.com.br

PRÓLOGO

El presente volumen de **Educação no século XXI: Perspectivas Contemporâneas sobre Ensino-Aprendizagem** reúne un conjunto de investigaciones que dialogan con uno de los grandes desafíos de nuestro tiempo: repensar los procesos de enseñanza y aprendizaje en un contexto marcado por la transformación tecnológica, la diversidad de trayectorias educativas y la necesidad de innovar en las prácticas pedagógicas.

A través de los trabajos aquí compilados, se pone de manifiesto que la educación superior y los espacios formativos contemporáneos no pueden comprenderse desde enfoques estáticos, sino como escenarios dinámicos en los que convergen metodologías, tecnologías y experiencias que redefinen constantemente el acto educativo.

En este sentido, el volumen se organiza en tres ejes complementarios. El primero aborda el papel de la innovación pedagógica y de las tecnologías educativas en la enseñanza superior, destacando tanto el uso de plataformas digitales (principalmente Moodle) como el desarrollo de estrategias que promueven una participación más activa del estudiantado y una evaluación más significativa de los aprendizajes, incluyendo el formato invertido, la evaluación, y las aplicaciones didácticas.

El segundo eje se centra en las prácticas docentes y en los procesos de aprendizaje, poniendo en relieve la importancia de la didáctica como espacio de construcción, experimentación y mejora continua. Los estudios incluidos evidencian la diversidad de estrategias que pueden implementarse en distintos contextos educativos, así como los retos que enfrentan docentes y estudiantes en su interacción cotidiana y su futuro trabajo profesional.

Finalmente, el tercer eje se orienta hacia la formación docente, la identidad profesional y el desarrollo de competencias, subrayando que la enseñanza no es únicamente una práctica técnica, que debe transferirse a diferentes contextos, sino también una experiencia profundamente humana, atravesada por dimensiones emocionales, reflexivas y éticas, donde los docentes requieren construir una confianza en sus habilidades, que represente su autoeficacia.

En conjunto, este volumen ofrece una mirada amplia y actual sobre la educación, invitando a pensar la enseñanza no solo como transmisión de conocimientos, sino como un proceso complejo, situado y en constante transformación. Se trata, por tanto, de una contribución que busca fortalecer el diálogo entre teoría y práctica, y aportar nuevas perspectivas para la construcción de entornos educativos más pertinentes, inclusivos e innovadores.

Dr. Luis Fernando González Beltrán

Universidad Nacional Autónoma de México (UNAM)

SUMÁRIO

INNOVACIÓN EDUCATIVA EN LA EDUCACIÓN SUPERIOR

CAPÍTULO 1..... 1

COMPETENCIAS LECTORAS Y APRENDIZAJE DE LA METODOLOGÍA DE LA CIENCIA EN PSICOLOGÍA: ENTRENAMIENTO EN MOODLE

Luis Fernando González Beltrán

Olga Rivas García

 https://doi.org/10.37572/EdArt_2603268881

CAPÍTULO 2..... 10

A PLATAFORMA MOODLE COMO APOIO ÀS AULAS PRESENCIAIS DE PORTUGUÊS COMO LÍNGUA ESTRANGEIRA NO ENSINO SUPERIOR

Luís Eduardo Wexell Machado

 https://doi.org/10.37572/EdArt_2603268882

CAPÍTULO 3..... 24

ESTRATEGIAS DIDÁCTICAS PARA DESARROLLAR Y FOMENTAR LA PARTICIPACIÓN EN CLASES DE FORMATO INVERTIDO, EN LA ENSEÑANZA DE CONTENIDOS DE ESTRUCTURAS

Jorge Sebastian Ballaben

Dominique Keller

 https://doi.org/10.37572/EdArt_2603268883

CAPÍTULO 4..... 33

ANÁLISIS DE LAS CALIFICACIONES FINALES EN UN CURSO DE MATEMÁTICAS PARA LA MEJORA DEL RENDIMIENTO ACADÉMICO DE LOS FUTUROS ESTUDIANTES DE INGENIERÍA MEDIANTE TÉCNICAS DE ESTADÍSTICA MULTIVARIANTE

Alberto Hananel

 https://doi.org/10.37572/EdArt_2603268884

CAPÍTULO 5..... 69

DESARROLLO DE UNA APLICACIÓN DIDÁCTICA PARA LA GESTIÓN DEL ESTÁNDAR IEEE 830-1998 EN LA ENSEÑANZA DE LA INGENIERÍA DE SOFTWARE

Concepción Nava Arteaga
Patricia Quitl González
Miguel Ángel Herrera Hernández
Elda Rosario Ruíz
Javier Contreras Ruíz
Laura Martínez Hernández

 https://doi.org/10.37572/EdArt_2603268885

LECTURA, APRENDIZAJE Y CIENCIA

CAPÍTULO 6..... 80

ARTICULACIÓN DE CÁTEDRAS PARA MEJORAR EL APRENDIZAJE DE LOS ESTUDIANTES

Guadalupe Emilce Sinelli
Emilse Yanina González
Mónica Noemí Bolies

 https://doi.org/10.37572/EdArt_2603268886

CAPÍTULO 7..... 87

LA TRANSVERSALIDAD CURRICULAR EN EL NIVEL MEDIO SUPERIOR COMO UNA PROPUESTA DE INNOVACIÓN EDUCATIVA

Consepción Omar Ezquildo Vazquez
Alexandra Gaytan Hermida

 https://doi.org/10.37572/EdArt_2603268887

CAPÍTULO 8..... 98

INSTALACIONES ARTÍSTICAS PARA EL FOMENTO DE LA LECTURA DE TEMA CLÁSICO

Elisa Lluch Gírbés

 https://doi.org/10.37572/EdArt_2603268888

CAPÍTULO 9..... 104

LECTURA DE COMPRENSIÓN DE SEGUNDO NIVEL EN RESIDENTES DE ING. EN LOGÍSTICA DEL TESCO

Blanca Margarita Estrada Marquez

María Edith Lemus Hernández

Manuel de Jesús Jaime Ortega

 https://doi.org/10.37572/EdArt_2603268889

CAPÍTULO 10..... 114

ESTRATEGIAS DIDACTICAS EN LA PRODUCCION DE TEXTOS ARGUMENTATIVOS EN ESTUDIANTES UNIVERSITARIOS

Zeida Patricia Hoces-La Rosa

Ronald César Cárdenas-Arango

Braulio Melchor-Acevedo

Jhonatan Cárdenas-Areche

Raúl Eleazar Arias-Sánchez

 https://doi.org/10.37572/EdArt_26032688810

CAPÍTULO 11.....126

LA DIDÁCTICA DE LAS CIENCIAS EN LA FORMACIÓN INICIAL DOCENTE EN LA LICENCIATURA EN INTERVENCIÓN EDUCATIVA EN LA UNIVERSIDAD PEDAGÓGICA NACIONAL

Cynthia Lizeth Cervantes Aguilar

 https://doi.org/10.37572/EdArt_26032688811

FORMACIÓN DOCENTE, IDENTIDAD Y DESARROLLO PROFESIONAL

CAPÍTULO 12132

PEER COACHING AS A STRATEGY FOR REFLECTIVE PRACTICE IN EFL PRESERVICE TEACHERS' PRACTICUM

Miriam Eucevia Troya-Sánchez

Karina Alexandra Celi-Jaramillo

Xilena Elizabeth Aldeán Sandoval

 https://doi.org/10.37572/EdArt_26032688812

CAPÍTULO 13	142
CORPORALIDAD, EMOCIONES E IDENTIDAD PROFESIONAL: REFLEXIÓN CRÍTICA SOBRE EL CUERPO DE LAS EDUCADORAS DE PÁRVULOS EN SU FORMACIÓN INICIAL	
Natalia Paola Villar-Cavieres	
Pilar Andrea Contreras Parraguez	
Mariana Constanza Flores-Castañón	
 https://doi.org/10.37572/EdArt_26032688813	
CAPÍTULO 14	151
CONFIANZA Y AUTOEFICACIA DOCENTE EN TITULADOS DE EDUCACIÓN BÁSICA: PERCEPCIONES SOBRE LA PREPARACIÓN PARA LA ENSEÑANZA	
Claudine Glenda Benoit Ríos	
Humberto Andrés Álvarez Sepúlveda	
 https://doi.org/10.37572/EdArt_26032688814	
CAPÍTULO 15	163
SCENARIOS TO FOSTER CRITICAL THINKING IN PRE- AND IN-SERVICE TEACHER EDUCATION: INSIGHTS FROM AN INTERNATIONAL COLLABORATION	
Yashwantrao Ramma	
Ajeevsing Bhola	
Vandana Shivajirao Nalawade	
Khemanaad Moheeput	
 https://doi.org/10.37572/EdArt_26032688815	
SOBRE O ORGANIZADOR.....	175
ÍNDICE REMISSIVO	176

CAPÍTULO 4

ANÁLISIS DE LAS CALIFICACIONES FINALES EN UN CURSO DE MATEMÁTICAS PARA LA MEJORA DEL RENDIMIENTO ACADÉMICO DE LOS FUTUROS ESTUDIANTES DE INGENIERÍA MEDIANTE TÉCNICAS DE ESTADÍSTICA MULTIVARIANTE

Data de submissão: 26/02/2026

Data de aceite: 10/03/2026

Alberto Hananel

Universidad Católica Santo Toribio de
Mogrovejo, Av. San Josemaria Escriva de
Balaguer 855, Chiclayo, 14012, Peru
<https://orcid.org/0000-0003-4113-8623>
CV

RESUMEN: El objetivo de este trabajo es mostrar la importancia del uso de la Estadística Multivariante en el ámbito de la investigación, particularmente en la innovación docente. Con el soporte matemático correspondiente, se demostró que es posible mejorar el sistema de calificación de manera semestral proporcionando retroalimentación sobre los instrumentos de evaluación y las ponderaciones utilizadas en las fórmulas para obtener el promedio final de una asignatura previa en la que se obtuvieron resultados insatisfactorios, empleando diferentes métodos de análisis estadístico multivariante, tales como regresión lineal múltiple, distribución normal multivariante, método de componentes principales y análisis factorial. Los resultados obtenidos sugieren que es preferible condensar las evaluaciones clásicas, como exámenes y trabajos, en

resultados de aprendizaje organizados por unidades, y que es necesario incorporar un tipo diferente de evaluación que permita valorar la asistencia puntual a clases, ya que, aunque esta variable generalmente no forma parte del sistema de evaluación, se encontró que constituye un elemento clave en la aprobación de una asignatura. Finalmente, se realizó un análisis mediante caras de Chernoff para comparar los resultados finales obtenidos en las asignaturas “MATLAB” 2018-II y “Métodos Numéricos” 2019-I, impartidas en la Escuela de Ingeniería Civil Ambiental de la universidad participante. Se concluye que la implementación de esta propuesta, con la cual se logró la aprobación de la totalidad del segundo grupo de estudiantes, permite optimizar el rendimiento académico mediante una metodología que puede ser replicada por cualquier docente que desee aplicarla.

PALABRAS-CLAVE: Caras de Chernoff; estadística multivariante; innovación docente; rendimiento académico.

1. INTRODUCCIÓN

Uno de los problemas más importantes del sistema de educación superior peruano en el área de Ingeniería es la baja tasa de aprobación de los estudiantes en asignaturas de Matemáticas. A esto se suma lo establecido en el artículo 102 de la Ley Universitaria

peruana 30220, que señala: “la desaprobación de una misma asignatura tres veces da lugar a que el estudiante sea separado temporalmente de la universidad por un año, pudiendo matricularse únicamente en dicha asignatura en el semestre académico siguiente, y procediéndose al retiro definitivo si el estudiante desaprueba por cuarta vez”.

Esta situación genera, entre otras consecuencias, un incremento en el costo del crédito académico, lo cual se refleja como una dificultad latente, especialmente para las familias de aquellos estudiantes universitarios que presentan estos problemas académicos y cuentan con recursos limitados. Esto ocasiona mayores gastos familiares, mayores costos tanto para universidades públicas como privadas, una mayor inversión en recursos humanos y tecnológicos por parte del Estado peruano, así como el “desperdicio” de plazas universitarias en carreras de Ingeniería, lo que finalmente repercute en el abandono estudiantil del sistema educativo.

Sin restar importancia a la falta de interés o a la carencia de prerrequisitos de algunos estudiantes para afrontar estas asignaturas, además de otros factores, Marsh señaló en 1980 [1] que la comprensión de una asignatura está influenciada por quien la imparte, especialmente cuando se evalúan habilidades matemáticas. De hecho, tres décadas después se comprobó que las prácticas de enseñanza y evaluación en el aula pueden presentar muchos matices, pero dependen fundamentalmente de la intervención del docente [2].

En consecuencia, estamos convencidos de que fortalecer las capacidades docentes en evaluación formativa es muy importante, ya que teóricamente contribuye a lograr avances en los estudiantes, mejorando su aprendizaje al constituirse en una de las estrategias valiosas para el desarrollo de competencias [3]. Esto sugiere dejar de ver la evaluación como una simple calificación, elegir qué evaluaciones deben ser formativas y cuáles sumativas, y revisar con mayor cuidado las fórmulas utilizadas para obtener el promedio final. Por esta razón, resulta fundamental que los docentes que utilizan estas fórmulas, antes de iniciar un nuevo semestre académico, puedan retroalimentar los pesos utilizados en su formulación, modificando sus instrumentos de evaluación actuales para medir mejor la progresión del estudiante hacia los resultados deseados: el rendimiento académico (investigar para innovar en la enseñanza).

Con respecto a este último punto, el artículo de Franke [VERNUMERO] sostiene que la mayoría de las investigaciones sobre el rendimiento estudiantil basadas en calificaciones no abordan el problema de la ponderación de los exámenes, una variable considerada relevante debido al conjunto de problemas que manifiesta y que requieren ser analizados, cuyas recomendaciones forman parte de las conclusiones de su

investigación. La ponderación de los exámenes constituye una parte esencial del diseño de las asignaturas que rara vez es discutida en la literatura pedagógica.

Nuestro trabajo no solo proporciona retroalimentación a las consideraciones y recomendaciones del autor sobre este tema, sino que además ofrece un estudio matemático basado en estadística multivariante como solución alternativa a los tres principales problemas que él deja abiertos. Esto se debe a que estamos firmemente convencidos de que los pesos de las evaluaciones aplicadas pueden tener efectos significativos en las calificaciones finales de los estudiantes, lo cual puede percibirse como injusto cuando estas ya no reflejan el aprendizaje real debido a una ponderación inadecuada o acrítica. Este problema puede abordarse midiendo el efecto de los pesos de las evaluaciones respecto al promedio final.

Esta investigación se basó en los resultados finales de la asignatura “MATLAB” 2018-II, obtenidos por estudiantes de la Escuela de Ingeniería Civil y Ambiental de la Universidad Católica Santo Toribio de Mogrovejo (USAT).

En primer lugar, se utilizó Álgebra de matrices y vectores, encontrando algunos patrones en los estudiantes que aprobaron el curso con la nota mínima aprobatoria. A su vez, esto permitió caracterizar las calificaciones parciales de los estudiantes con los mejores promedios en la asignatura, encontrando una base matemática sobre la importancia de la variable “puntualidad” en clase y destacando al mismo tiempo la importancia de la variable “responsabilidad”. Esto sugiere la necesidad de establecer un instrumento de evaluación diferente que no solo mida las prácticas calificadas, los exámenes parciales y los trabajos grupales clásicos, sino que también permita medir el desempeño o logro obtenido clase por clase mediante algún puntaje que se refleje en el peso de un nuevo instrumento de evaluación a construir.

En segundo lugar, utilizando la función normal multivariante, se investigó si los estudiantes seleccionados siguen o no una distribución usual, con el fin de determinar cuántos estudiantes podrían presentar comportamientos atípicos y así evitar sesgos en la investigación. Si se encontrara algún patrón en las primeras semanas de evaluación, sería posible detectar especialmente a los estudiantes con bajo rendimiento, con quienes podrían aplicarse estrategias metodológicas para evitar que abandonen la asignatura en las primeras semanas.

En tercer lugar, se realizó una revisión de la regresión lineal múltiple para determinar si existía significancia en el modelo de evaluación propuesto y si era posible descartar algunos de los componentes del sistema típico de evaluación mediante el método de selección de variables.

En cuarto lugar, se aplicó análisis factorial para obtener el número ideal de componentes principales, con el objetivo de mejorar la explicación del modelo estadístico y la interpretación de bloques de variables e individuos que pueden asociarse para reducir la dimensionalidad del problema, debido al elevado número de variables seleccionadas por el investigador para evaluar a los estudiantes.

Finalmente, se llevó a cabo un análisis mediante caras de Chernoff como representación gráfica de los datos con el fin de identificar características intuitivas que representen variables difíciles de comprender de manera aislada.

Esta investigación tiene como objetivo resaltar la importancia del uso de la estadística multivariante en el ámbito de la investigación, particularmente en la innovación docente, diseñando una metodología para optimizar el rendimiento académico de un grupo de estudiantes mediante retroalimentación basada en los resultados obtenidos en el semestre académico anterior. Uno de los objetivos planteados fue encontrar relaciones entre estudiantes aprobados y desaprobados, calificaciones altas y bajas, y un conjunto de evaluaciones propuestas utilizando diferentes técnicas de análisis estadístico multivariante. Asimismo, se buscó mejorar el sistema típico de calificación proporcionando retroalimentación sobre el instrumento de evaluación y los pesos utilizados en las fórmulas para obtener la nota final de la asignatura, contrastando las calificaciones finales obtenidas entre las asignaturas “MATLAB” 2018-II (sin innovación docente) y “Métodos Numéricos” 2019-I (con innovación docente).

Finalmente, cabe mencionar que el propósito de esta investigación inédita es motivar a los docentes a utilizar esta metodología para corroborar sus resultados finales y optimizar el logro académico en el aprendizaje de las Ciencias y las Humanidades. Es importante señalar que esta investigación tiene la desventaja de haber sido realizada en un único semestre académico y antes de la pandemia; sin embargo, presenta la ventaja de que el 100 % de los estudiantes sometidos a la aplicación de la metodología propuesta aprobaron la asignatura, lo cual ha impulsado el interés en continuar replicándola, especialmente con los avances actuales asociados a la virtualidad. Se espera que el uso de métodos cuantitativos como el trabajado pueda convertirse en una alternativa de solución al problema del bajo rendimiento académico de algunos estudiantes, particularmente en universidades como la nuestra, donde la nota mínima aprobatoria es 14 sobre 20.

2. MARCO TEÓRICO

La estadística es una herramienta importante de investigación que tiene como objetivo describir y encontrar el enfoque adecuado para abordar problemas basados en inferencias sobre un conjunto de datos que permiten modelar una realidad.

De hecho, la investigación en educación superior tiende a producir una gran cantidad de datos, por lo que el uso de métodos estadísticos para su procesamiento, análisis e interpretación desempeña un papel trascendental en este escenario, evidenciando la necesidad de que los docentes conozcan los contenidos de la Estadística de manera práctica para resolver los problemas de su propia realidad educativa.

Sin embargo, a pesar de que esta realidad puede aplicarse a una gran variedad de asignaturas en las que se enmarca la Matemática para Ingeniería, y aunque la mayoría de sus docentes cursan asignaturas de Estadística en su formación académica, resulta lamentable observar que no la utilizan para la investigación educativa [4].

Este nuevo contexto exige que los docentes se capaciten continuamente y muestren actitudes positivas en el uso de estos medios innovadores, especialmente para la evaluación. Aunque en las últimas décadas se han producido enormes avances en la incorporación de tecnologías educativas, la formación de los docentes que las utilizan ha resultado ser un proceso más lento. Actualmente se han desarrollado algunas investigaciones en el ámbito educativo que han dado lugar a nuevos enfoques que requieren el uso de herramientas y metodologías de procesamiento digital como lo que comúnmente se conoce como Big Data [5].

Ya en 1983, Tukey, en el artículo “Scatter/Gather: a cluster-based approach to browsing large document collections”, concluyó que, aunque los gráficos matriciales son solo indicaciones visuales que deben esperar métricas de evaluación apropiadas para el análisis de la información, el análisis Scatter resulta ser una práctica exploratoria adecuada que puede utilizarse para trabajar localmente en pequeños grupos en lugar de intentar abordar todo al mismo tiempo.

Como puede observarse, la idea de aplicar esta metodología no es reciente y se remonta a finales del siglo pasado como una alternativa para representar grandes cantidades de información mediante gráficos exploratorios. En este sentido, [6] fue una de las primeras investigaciones que reflejó la importancia de elaborar gráficos matriciales, trabajando con diagramas de rostros y asimetrías sobre los cuales se basó el método de caras de Chernoff.

Sin embargo, debido a la falta de software adecuado en ese momento, su aplicación fue limitada, al igual que ocurrió con muchos métodos de estadística multivariante [7], por lo que no habría sido posible adaptarlo para evaluar el rendimiento estudiantil.

Entre todos los métodos estadísticos, existe uno que permite comparar gráficamente grandes cantidades de datos, conocido como caras de Chernoff, el cual ayuda a los investigadores a detectar patrones, conglomerados y correlaciones. En este método, cada rasgo facial de una persona representa un conjunto de datos de una variable específica.

La investigación realizada por Yang sobre componentes principales [8] rescata su valor añadido respecto a las técnicas de selección de variables, las cuales pueden aplicarse a fórmulas matemáticas. Esta idea particular de combinar gráficos con gran cantidad de información y posteriormente aplicar determinados filtros será analizada en nuestra metodología mediante la realización de regresión múltiple aplicada a la función matemática del promedio.

Aunque existen muchos estudios como el de Morris [9] que demuestran la eficacia de este método en análisis experimentales, estos no han sido estudiados en profundidad en investigación educativa para comprender cómo proporcionar retroalimentación continua sobre los pesos que conforman la función promedio podría ayudar a identificar algunas variables que influyen en la nota final que determina la aprobación o desaprobación de un estudiante, lo cual en nuestro caso específico se limita a Matemáticas para Ingeniería.

No se han realizado muchas investigaciones en este campo; sin embargo, entre las más destacadas se encuentra un estudio sobre actitudes hacia las matemáticas en estudiantes de Ingeniería de universidades autónomas venezolanas, que utilizó estadística multivariante mediante un análisis factorial de componentes principales que determinó una estructura coherente formada por tres grupos: gustos, dificultad y utilidad [10].

Ese mismo año se realizó un estudio sobre rendimiento académico utilizando la técnica multivariante de regresión logística, concluyendo que una de sus variables significativas es la forma de obtener el promedio de calificaciones de los estudiantes, destacando la importancia de no reprobar una asignatura en esta primera etapa del grado, ya que podría condicionar los resultados académicos posteriores del estudiante [11].

Esto justifica nuestra preocupación por evitar que los estudiantes de Ingeniería desapruében una asignatura de Matemáticas que siempre está presente en los primeros años de la carrera.

Muchas de las técnicas de análisis multivariante para estos datos han sido ilustradas en el estudio exhaustivo realizado por Pérez [12]. Asimismo, Sabiote llevó a

cabo un estudio de caso en una asignatura de Ciencias para analizar la importancia correlacional y predictiva de la influencia de la asistencia a clase en el rendimiento académico universitario [13].

Por su parte, Ávila [14] realizó un estudio en el que se determinó que la inclusión de software matemático resulta ser una herramienta indispensable para el desarrollo de habilidades de pensamiento y la mejora del aprendizaje.

Desde 2012 hasta la actualidad, algunos trabajos como el de Guzmán [15] han propuesto modelos predictivos y explicativos basados en estadística multivariante para encontrar variables que puedan influir en el rendimiento académico universitario, especialmente en México. Sin embargo, en Perú no existen investigaciones de este tipo, a pesar de que las autoridades universitarias expresan continuamente su preocupación por evitar el abandono estudiantil en el primer año de la carrera debido a la desaprobación de asignaturas troncales como Matemáticas.

Desde nuestro punto de vista, esta asignatura no debería causar problemas a quienes estudian Ingeniería debido a su afinidad natural con la disciplina; no obstante, nuestra experiencia cotidiana en el aula, especialmente después de la pandemia, refleja una realidad diferente.

3. METODOLOGÍA Y DESCRIPCIÓN DE LA EXPERIENCIA

Población y muestra: se consideró como muestra los calificativos de 34 estudiantes de la titulación de Ingeniería Civil que cursaron la asignatura “MATLAB 2018-II” durante el semestre académico 2018-II, provenientes de solo un grupo de un total poblacional de tres grupos horarios de características similares bajo la responsabilidad del autor de correspondencia, siendo impartida en USAT, universidad católica, que tiene un sistema de promoción único en Perú al considerar “14” como la nota mínima aprobatoria para enseñanzas de pregrado, a diferencia de la mayoría de universidades peruanas donde este calificativo es “11” en escala vigesimal.

El sistema de evaluación de la asignatura “MATLAB 2018-II” contemplaba un esquema tradicional (no por competencias) basado en exámenes, evaluaciones distintas a exámenes (trabajos o tareas), sin embargo contemplaba una nota actitudinal o de valores que básicamente medía la asistencia puntual a clases, a través de un porcentaje proporcional al número de sesiones asistidas en escala vigesimal.

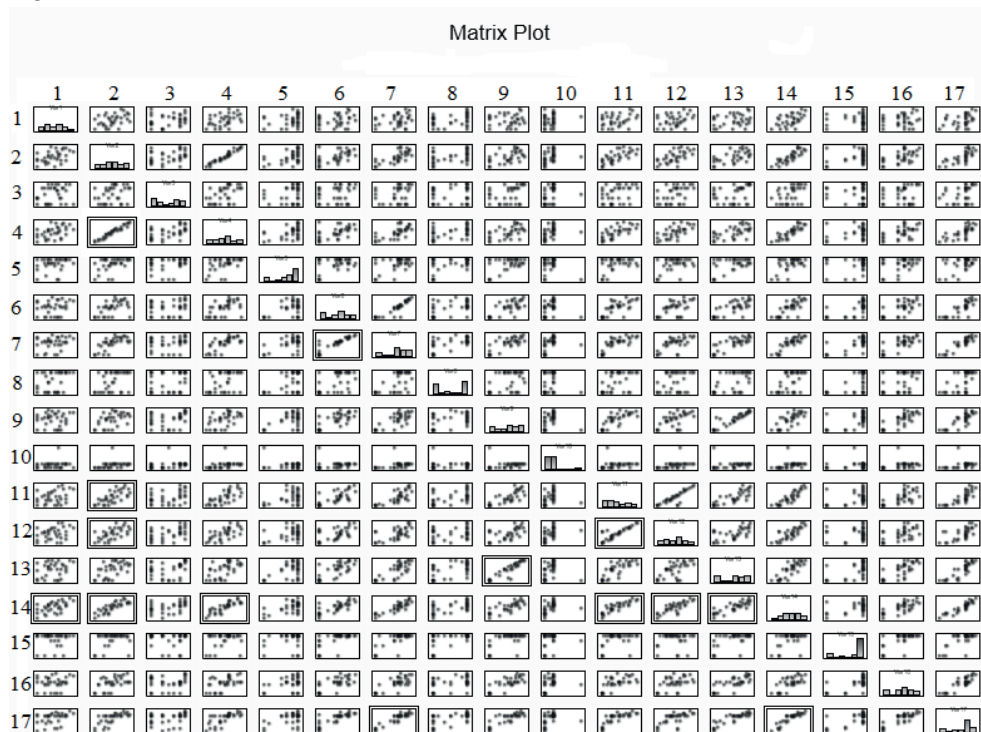
Para el análisis a realizar se contemplaron 17 variables, de las cuales 13 correspondían a evaluaciones codificadas como E01, E02, E03, E04, E05, E06, E07, E08, E09, E10, E11, E12, E13, de las cuales se extraían tres variables más correspondientes

a tres incisos: el promedio con respecto a los exámenes, el promedio con respecto a todo aquello que no era examen, y el promedio de la nota actitudinal, denominadas respectivamente AV-EX, AV-NE, AV-VA siendo estas tres últimas variables las encargadas de consolidar la última variable a considerar que es el promedio final en acta de la asignatura (Average).

3.1. PRIMER ANÁLISIS EXPLORATORIO: MATRIZ DE DISPERSIÓN

Debido al gran número de datos y de variables, y basados en lo sugerido por Tukey, se llevó a cabo un análisis exploratorio elaborando una matriz de gráficos conocida como matriz de dispersión (Matrix Plot) para mostrar la relación entre todas las combinaciones posibles entre las 17 variables examinadas, donde cada celda de dicha matriz representa la relación entre dos variables específicas para así identificar patrones o relaciones entre ellas y donde cada estudiante es representado por un punto. A través de la visualización de datos en este gráfico se pudo encontrar que existían presuntamente tres categorías de variables: en primer lugar, la categoría de las variables que se correlacionan mucho con un buen número de variables (correlación múltiple), en segundo lugar las variables que tienen correlaciones unidimensionales fuertes, y en tercer lugar las variables que tienen correlaciones unidimensionales muy fuertes. En ese sentido la primera categoría contempla las variables 14, 2 y 17, en correspondencia con los grupos de variables $G1=\{1,2,4,11,12,13\}$, $G2=\{4, 11, 12, 14\}$ y $G3=\{7,14\}$, respectivamente. La segunda categoría conformada por las variables 6, 9 y 11 que se encuentran en correspondencia con las variables 7, 13 y 12, respectivamente. Y finalmente la tercera categoría que está formada únicamente por las variables 2 y 4 que presentan la mejor correlación. También es posible observar que existen variables que aparentemente no tendrían relación alguna con el resto como la 15 y la 16. Estas variables y sus respectivas categorías antes mencionadas deben ser estudiadas mediante un segundo análisis exploratorio, el cual examinará esta vez a los estudiantes en relación a dichas variables.

Figura 1: Gráfico matricial de los resultados en las diferentes evaluaciones de los estudiantes "MATLAB" 2018-II.



3.2. SEGUNDO ANÁLISIS EXPLORATORIO: CARAS DE CHERNOFF

Se llevó a cabo el análisis mediante caras de Chernoff. Se consideraron los siguientes 17 rasgos faciales: ancho del rostro, nivel de las orejas, media altura del rostro, excentricidad de la parte superior del rostro, excentricidad de la parte inferior del rostro, longitud de la nariz, posición del centro de la boca, curvatura de la boca, longitud de la boca, altura del centro de los ojos, separación de los ojos, inclinación de los ojos, excentricidad de los ojos, media longitud del ojo, posición de las pupilas, altura de las cejas, ángulo de las cejas, correspondientes a las 17 variables examinadas anteriormente y dando prioridad a las variables 14, 2 y 17 con el objetivo de prestar atención a las variables señaladas en el primer análisis exploratorio (14, 2 y 17) a través de las características faciales más adecuadas (marcadas en cursiva en el orden respectivo).

Si bien la muestra constaba de 34 estudiantes, se debe mencionar que 5 de ellos se retiraron de la asignatura debido a diversas causales. Sin embargo, el análisis de caras de Chernoff se aplicó a todos los estudiantes para poder visualizar el rasgo facial de un estudiante con las características más bajas como "0" de promedio o similar (estudiantes 3, 23, 25, 30 y 34) obtenidos por retiro de la asignatura (VERGRAFICONUMERO).

De los 34 estudiantes matriculados en la asignatura MATLAB 2018-II, solo 8 aprobaron (4, 7, 11, 14, 18, 20, 27, 28), 19 estudiantes desaprobaban por bajo rendimiento, 5 se retiraron y 2 fueron descalificados (15, 26). Esta misma realidad puede observarse en el gráfico de caras de Chernoff, donde es posible ver algunos rostros tristes, enojados o decepcionados en muchos de los estudiantes que no aprobaron la asignatura, así como una minoría de rostros que denotan felicidad en sus rasgos faciales correspondientes a los estudiantes que sí aprobaron la asignatura.

Sin embargo, existe un grupo que comparte características similares, pero que requiere analizar un rasgo facial especial para encontrar alguna diferencia significativa. En ese sentido, se observa en los casos con aspecto de felicidad una diferencia entre la proporcionalidad del ancho de la nariz con respecto a la sonrisa (9, 10, 31, 33). Esto puede interpretarse como un pequeño grupo de estudiantes que merecería aprobar, pero que, debido a que la aprobación en su universidad se establece con nota 14, resulta más difícil de alcanzar dependiendo de 13 evaluaciones, en las cuales la mayoría corresponde a exámenes.

Presunciones basadas en búsqueda de patrones:

- 1) La mayoría de los estudiantes aprueban “con las justas”

Basados en el análisis por caras de Chernoff, se consideró examinar dos rostros faciales que presentaban rasgos de satisfacción pero no de alegría, los cuales presentaban características de simetría facial muy similares. De acuerdo con el registro de calificaciones, estos 2 estudiantes aprobaron la asignatura con la nota mínima (14) con la particularidad de que uno de ellos obtuvo 14 en el promedio de exámenes (AV-EX), y el otro estudiante obtuvo 14 en la calificación de evaluaciones diferentes a los exámenes (AV-NE) y con una característica común entre ellos, que ambos desaprobaban el resto de las evaluaciones.

Se realizó un análisis espectral incluyendo el cálculo de eigenvalues para cada estudiante de acuerdo con su propia matriz exploratoria, donde se obtuvo que ambos estudiantes curiosamente resultaron tener los mismos eigenvectors $\{[0,65, 0,75]; [0,75, 0,65]\}$ para diferentes eigenvalues $\{23,27, -4,97\}$. Esto significaría que entre 65% y 75% de los estudiantes que aprueban la asignatura lo hacen con 14. Debido a que la matriz del análisis espectral es cuadrada, esto también podría sugerir que los estudiantes podrían verse favorecidos porque el sistema de evaluación peruano utiliza redondeo para obtener la nota final, teniendo la posibilidad de aprobar con calificaciones en el intervalo $[13, 15]$.

De hecho, al observar el registro de calificaciones se aprecia que los estudiantes que aprobaron la asignatura lo hicieron con notas entre 13.5 y 13.99 y no con calificaciones

entre 14 y 14.49. Finalmente, también se sugiere que un estudiante que aprueba con 14 debería aspirar a obtener calificaciones mayores o iguales a 12.5 para ingresar en el límite inferior del intervalo [13, 15], e intentar conseguir la mayor cantidad de notas entre 14.5 y 15.49.

Observando nuevamente el registro, los estudiantes que aprobaron la asignatura con 14, aunque reprobaron algunas evaluaciones, no lo hicieron con calificaciones menores a 12 y la mayoría de ellos no superó el 15.5, lo cual es muy similar a lo observado en el análisis espectral.

Este análisis estadístico nos permite suponer que la mayoría de los estudiantes aprueba “con las justas”. Tenga en cuenta que para este análisis no se trabajó con la variable promedio actitudinal o nota de valores (AV-VA) para ser tratada más adelante.

- 2) El calificativo AV-NE es desaprobado con notas bajas por muy pocos estudiantes: pruebas de normalidad

Es conocido también que muchos estudiantes dicen alcanzar la aprobación de una asignatura no necesariamente por sus altos calificativos en los exámenes de unidad sino por las calificaciones de progreso obtenidas a modo de holgura en evaluaciones diferentes a estas, ya que muchas veces estas mismas si bien suelen llegar a tener una adecuada exigencia, son percibidas como más flexibles de realizar ya que suelen concebirse en ambientes libres del estrés producido por un examen. Debido a ese supuesto, se presta atención a dicho supuesto, estudiando la normalidad que podría tener la variable AV_NE.

Sea NE1, NE2 vectores para dos evaluaciones diferentes para la variable AV_NE de igual ponderación tal que $NE1 + NE2 = AV_NE$. Se realizará un análisis de casos atípicos según la consideración explicada anteriormente, esto es, se analizará un conjunto de notas muy bajas para estas variables. Para este análisis se consideró la población normal bivalente para $NE = [NE1, NE2]$ con vector de medias $\mu = [\mu_1, \mu_2]$.

Considere que un conjunto de estudiantes ne1 obtuvo “0” de nota para NE1 y “2” para NE2. Sea ne1 el número de estudiantes que obtuvieron “0” en NE1 ($\mu_1 = 0$), y sea ne2 el número de estudiantes con hasta “2” de nota ($\mu_2 = 2$).

Se consideró la función de densidad normal bivalente:

$$F(ne1, ne2) =$$

$$\frac{1}{2\pi\sqrt{\sigma_{11}\sigma_{22}(1-\rho_{12}^2)}} e^{-\frac{1}{2(1-\rho_{12}^2)}\left[\left(\frac{ne1-\mu_1}{\sqrt{\sigma_{11}}}\right)^2 + \left(\frac{ne2-\mu_2}{\sqrt{\sigma_{22}}}\right)^2 - 2\rho_{12}\left(\frac{ne1-\mu_1}{\sqrt{\sigma_{11}}}\right)\left(\frac{ne2-\mu_2}{\sqrt{\sigma_{22}}}\right)\right]}$$

con la cual se hallaron las variancias y covariancias ($\sigma_{11} = 2$, $\sigma_{22} = 1$ y $\rho_{12} = 0.5$). Los contornos de densidad constante se determinaron con el 50% de probabilidad, los cuales, mediante el cálculo de los eigenvalues 2.37 y 0.63, determinaron los valores de $\theta = 60^\circ$, radio máximo de 0.90 y radio mínimo de 1.74. Esto permitió construir el gráfico de normalidad donde se observa el comportamiento atípico de los estudiantes para NE.

Para determinar con precisión el número de estudiantes que siguen esta distribución, se realizó el cálculo de las distribuciones marginales (semisuma y semidiferencia de las notas máxima y mínima para NE) para el vector poblacional $V = [V1 \ V2]$, obteniendo la densidad conjunta $V \sim N\left(\begin{bmatrix} 1 \\ -1 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} 1.10355 & 0.25 \\ 0.25 & 0.396447 \end{bmatrix}\right)$ a partir de la cual se concluyó que V sigue una distribución normal y se observó que los estudiantes que no siguen una distribución normal son aproximadamente una cuarta parte de la población (el valor 0.25 en la matriz), lo cual es aproximadamente el número de estudiantes desaprobados con notas muy bajas (entre 0 y 2) en NE.

Esto sugiere un aproximado de 8 estudiantes que reprobaron completamente la asignatura sin la menor preocupación por ninguna de dichas actividades. Los cálculos realizados sugieren que los estudiantes que muestran interés por obtener calificaciones altas en AV_NE tienen una alta probabilidad de aprobar la asignatura. Coincidentemente, según los cálculos realizados, los estudiantes que reprobaron la asignatura resultaron ser aquellos que también obtuvieron calificaciones no mayores a 2 en AV_NE.

En consecuencia, se puede inferir estadísticamente que los estudiantes que no prestan interés en las evaluaciones de AV_NE no tienen una alta probabilidad de aprobar la asignatura.

3) Importancia de la asistencia puntual a clases

Basados en el análisis anterior, en relación con las anteriores variables resumen consideradas, se procedió a considerar la tercera variable “promedio actitudinal” (AV-VA). Sean F y V dos vectores que contienen los calificativos correspondientes a las variables AV-EX, AV-NE y AV-VA de los estudiantes que aprobaron la asignatura con los mejores promedios. A fin de encontrar patrones entre estos estudiantes se procedió a establecer un análisis estadístico relacional basado en las proyecciones de las variables con respecto a los vectores F y V, denominado “análisis por proyecciones conjuntas”, que mide similitudes de acuerdo con las proximidades angulares.

Se calculó $L_F = 31.6158$, $L_V = 31.6115$ y $\cos(\theta) = \frac{FV}{L_F L_V}$ de donde se obtuvo $\theta = 0.30^\circ$ (ángulo bastante pequeño), de donde se obtuvo $\theta = 0.30^\circ$. Esto significa que los resultados entre estos estudiantes son muy similares en términos del promedio final, lo que indicaría una regularidad o normalidad con respecto a los tres calificativos considerados.

Para confirmar esta suposición, sea v un vector que contiene las notas de un estudiante aleatorio que aprobó la asignatura (no necesariamente con altas notas) y sea $F\left(\frac{vF}{L_v^F}v\right)$ su proyección. Se obtuvo el vector $\text{proy} = [17.40, 18.64, 103.59]$. Esto significa que un estudiante que, además de aprobar la asignatura, desee obtener los promedios más altos en la asignatura debería esforzarse por alcanzar 17 para la variable AV-EX y 18 para la variable AV-NE; sin embargo, la información más relevante es la producida en la tercera coordenada del vector “proy”, con un valor de 103.59, el cual no es posible alcanzar ya que corresponde a un promedio porcentual que no puede superar el 100%.

No obstante, esto sugiere que una variable fundamental para este análisis proyectivo tiene que ver con alcanzar el valor máximo para la tercera variable resumen, lo que significa que un estudiante que desee obtener la nota máxima debe asistir puntualmente al 100% de las clases. Esto sugiere que, para obtener una calificación excelente en la asignatura, además de obtener altas calificaciones, es fundamental asistir a clases.

4) Responsabilidad y asistencia puntual conducen a la aprobación

Sean x_1 , x_2 y x_3 vectores que contienen las variables AV-EX, AV-NE y AV-VA. Para este análisis se consideraron 3 estudiantes que obtuvieron los mejores promedios. Se calculó la correlación entre las notas de los exámenes y las semisumas de las notas de presentación y el porcentaje de asistencia puntual a clases $\frac{1}{2}x_2 + \frac{1}{2}x_3$.

Para verificar cuán relacionada es la proporción entre x_2 y x_3 , se obtuvo el coeficiente de correlación, el cual fue -0.7178 (correlación parcialmente buena). Esto significa que la probabilidad de que un buen estudiante apruebe la asignatura, dado que obtuvo buenos resultados en AV-NE, es alta, y podría estar condicionada por el mismo hecho de asistir puntualmente a clases (alto porcentaje de AV-VA).

Esto sugiere haber alcanzado un patrón que indica que obtener buenas calificaciones en AV-NE y asistir regularmente a clases (AV-VA) influye directamente en la obtención de buenos resultados en AV-EX, lo cual también conduce a la aprobación de la asignatura.

Esto nos da la idea de que podría existir alguna variable oculta, como una variable latente que debe investigarse en profundidad, relacionada con el aumento del promedio final en función de otra que tiene que ver con incrementar ligeramente la calificación de algunos de los exámenes, pero basada en la adquisición de habilidades que son demostradas al docente y frente a sus compañeros durante el desarrollo de la asignatura. Esto implicaría que el promedio final no esté definido únicamente como un conjunto de exámenes, ya que esto podría condicionar fuertemente al estudiante, generando una

variable psicológica que podría ser perjudicial para su salud mental. Esto hace necesario considerar una variable relacionada con la asistencia del estudiante a clases.

5) Necesidad de una evaluación diferente

Suponga que W es un beneficio (no conocido) debido a la existencia de una variable latente que relaciona la asistencia puntual a clases con la mejora en el promedio final de la asignatura. Es necesario medir el efecto que podría tener W sobre la calificación final de la asignatura sin que esto implique aumentar la nota de un estudiante que no lo merece, sino que, por el contrario, dicho beneficio, aunque esté propiciado por la asistencia a clases, no sea un incremento de nota únicamente por asistir. En cambio, el estudiante debería presentar un entregable que pueda ser evaluado, de manera que esto conduzca a obtener una calificación que refleje de manera más sincera la adquisición de competencias, las cuales no se puede afirmar que se estén obteniendo solo por asistir puntualmente a clases en un sistema de evaluación tradicional.

Si bien se percibe que debería tratarse de una ponderación no muy alta, resultaría interesante determinar a cuánto equivale.

Para ello, sea S una matriz simétrica de orden 2 que contiene en su diagonal principal y secundaria las notas 11 y 14 correspondientes a las notas mínimas aprobatorias (sistema educativo peruano y universidad cuyos datos se están analizando), respectivamente. Sea $X=[x_1, x_2]$ un vector que contiene las variables AV-EX y AV-NE de media $\bar{X}$, que intencionalmente no contiene la variable AV-VA con el fin de estimar la nota mínima requerida para esta evaluación.

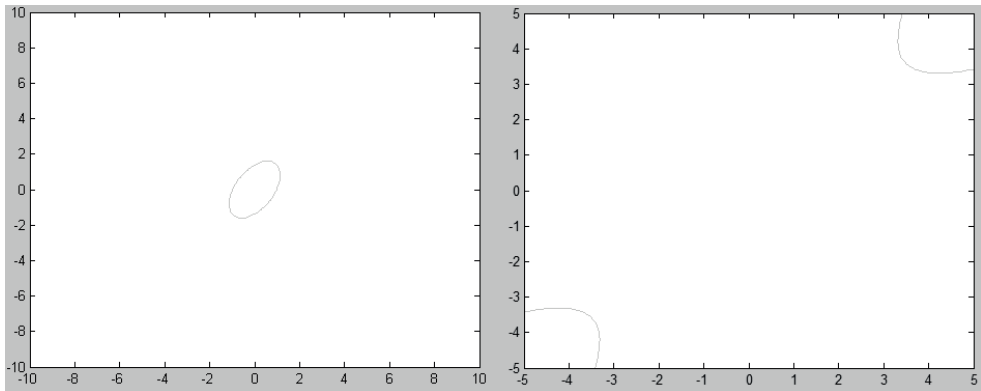
Para observar la probabilidad multivariante de encontrar regularidad se construyó un sólido elipsoide de certeza mediante la desigualdad

$$(X-\bar{X})S^{-1}(X-\bar{X}) \leq 1.$$

Curiosamente, al realizar los cálculos, el gráfico obtenido no fue precisamente un elipsoide sino un hiperboloide, lo cual sugiere que no se conoce con certeza si la nota mínima 14 estaba siendo obtenida debido a valores situados en el interior del paraboloide, sino que podrían existir calificaciones influyentes como AV-VA que se comportan sin regularidad, sin saber con exactitud si los estudiantes merecían aprobar. Sin embargo, la tercera evaluación podría haber sido decisiva para obtener una nota alta que permitiera al estudiante aprobar “matemáticamente” de acuerdo con la fórmula para obtener el promedio de la asignatura con al menos 13.5. Esto sugiere que el peso del promedio final asignado a un nuevo ítem no debería ser muy alto para evitar la aprobación de estudiantes que no alcanzan las competencias mínimas requeridas. Con

base en esta suposición, debe implementarse en el aula alguna actividad de evaluación diferente que motive la asistencia a clases, en lugar de considerar únicamente una calificación por asistencia.

Figure 1: Graphics of ellipsoid of certainty for the variable subject approval status.



6) Ponderación adecuada para la evaluación latente

Sea $W(AV_EX, AV_NE)$ una función que considera la influencia de la asistencia puntual a clases en la aprobación de los estudiantes que presentan calificaciones como en la sección anterior. Para ello, se procedió a encontrar la probabilidad de que un estudiante que obtiene una calificación mayor que 8 en AV_EX (en particular 14), pueda obtener una calificación menor que 10 en AV_NE y desaprobe la asignatura.

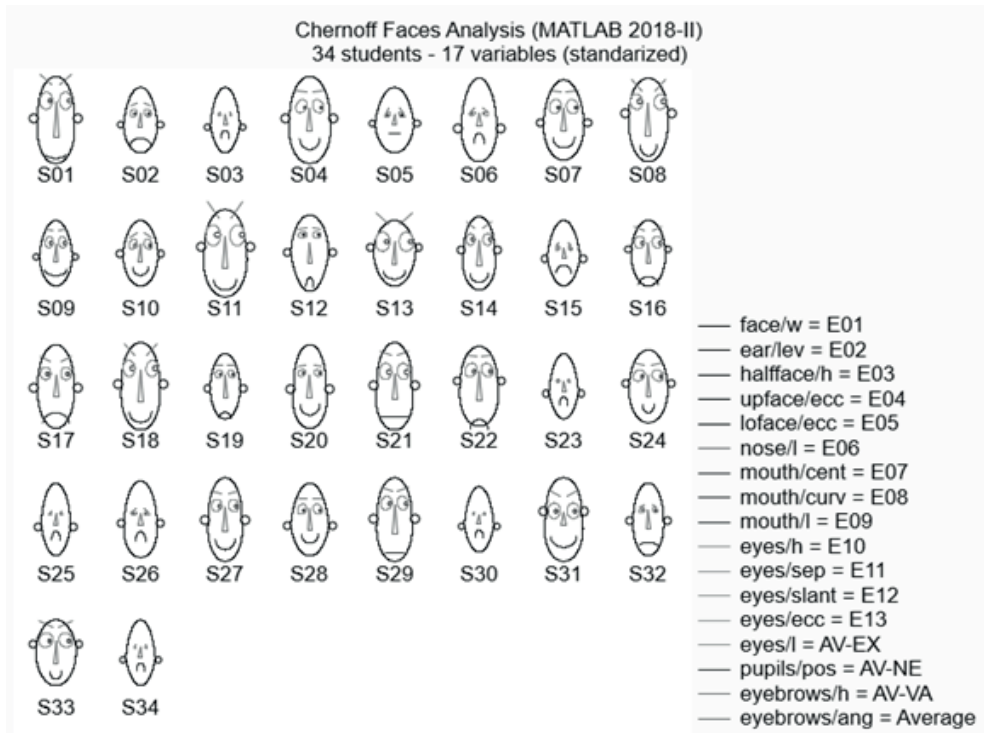
Esta probabilidad es consecuente con la suposición 3), ya que se analizó que si un estudiante obtiene AV_EX con 14, debería existir una tercera evaluación que permita que AV_NE no tenga mucha influencia en la desaprobación de la asignatura en caso de algún desliz desafortunado. Para lograr esta tarea, se calculó una probabilidad condicional $P(AV_EX > 8 / AV_NE < 10)$.

En consecuencia, dicha W debe estar dada por $0.5(AV_EX + AV_NE + 8)$ si y $0 < AV_EX < 11$ y $0 < AV_NE < 14$, y 0 en cualquier otro caso. Esta función pondera las notas anteriores sumando hasta un máximo de $(4/3 \approx 1.33)$, de acuerdo con las ponderaciones asignadas a AV_EX y AV_NE y el peso de una nueva evaluación que sería considerada como resultado de la asistencia puntual a clases en lugar de AV_VA .

Realizando los cálculos se obtiene el valor de la probabilidad, que es 0.11. Esto significa que la probabilidad de que un estudiante obtenga un promedio en los exámenes mayor que 8 pero desaprobe el trabajo grupal con una calificación menor que 10 es muy baja e igual a 0.11.

Por lo tanto, es necesario considerar en tales casos una nueva evaluación que valore la asistencia puntual a clases con alguna ponderación de al menos el 11 % del peso del curso, lo cual está de acuerdo con la suposición anterior.

Chernoff face graph of evaluations results of the subject "MATLAB 2018-II".



7) Variable principal: nota de exámenes

Para el análisis mediante caras de Chernoff se observa que el peso de las calificaciones obtenidas en los exámenes (AV_EX) tiene una fuerte influencia en el promedio final, seguido por la calificación (AV_NE), y por un peso no despreciable y significativo debido al porcentaje de asistencia a clases (AV_VA), lo que significa que los estudiantes que asistieron puntualmente a clases fueron favorecidos con al menos 3 puntos con respecto al promedio (la diferencia entre 11 y 14, curiosamente).

Uno de los modelos que estudia la influencia de varias variables independientes sobre otra variable fija es el modelo de regresión lineal múltiple. El modelo tiene como objetivo determinar los mejores coeficientes para cada variable independiente que minimicen la diferencia entre los valores observados y los valores predichos por el método. De acuerdo con las variables sugeridas por el análisis de caras de Chernoff se consideró construir un modelo lineal de la forma:

$$\mu_{y,x_1,x_2,x_3} = \beta_0 + \beta_1x_1 + \beta_2x_2 + \beta_3x_3,$$

donde x_1 , x_2 , x_3 y μ representan AV_EX, AV_NE, AV_VA y el promedio, respectivamente, y los coeficientes beta representan los pesos del modelo.

Lo primero que se debe hacer es comprobar si todas estas variables independientes deben ser consideradas. Para validar la significancia de estas variables en el modelo se utilizó un método para eliminar variables con poca relevancia. Para ello se aplicó una técnica de selección de variables, la cual mostró que ninguna de ellas debía ser descartada, verificando que las variables evaluadas deben ser preservadas.

Esto significa que las evaluaciones deberían tener aproximadamente un peso acorde con las siguientes estimaciones significativas a calcular: (β_1/β_2) , (β_3/β_1) , (β_1/β_0) como relaciones entre AV_EX y AV_NE, AV_VA y AV_EX, AV_EX y LV, considerando LV como la variable latente.

En ese sentido se obtuvieron los valores de los coeficientes: $\beta_0=0.0286762$, $\beta_1=0.710764$, $\beta_2=0.266286$ y $\beta_3=0.166012$.

De estos valores se observa que $\beta_1/\beta_2 \approx 2.66$, $\beta_1/\beta_3 \approx 4.28$, $\beta_1/\beta_0 \approx 24.79$ lo que destaca que β_1 es el coeficiente más fuerte del modelo; en consecuencia, se estima que la variable con mayor importancia estadística para la aprobación es x_1 , lo cual coincide con el supuesto básico de cualquier estudiante. Sin embargo, lo más importante es profundizar en la variable latente LV.

8) Propósito y motivación de implementación de la experiencia académica

El modelo de regresión anteriormente formulado resulta ser una conclusión a posteriori para la realidad observada en la asignatura “MATLAB 2018-II”. La realidad académica observada en una asignatura con la que finaliza un año académico nos motiva como profesores universitarios que nos dedicamos a hacer investigación posiblemente en otras ramas a realizar también investigación en innovación docente diseñando una metodología para optimizar el rendimiento académico de un grupo de estudiantes haciendo una retroalimentación concordante con los resultados obtenidos en el semestre académico inmediato anterior. En ese sentido, los supuestos antes mencionados dan realce de la importancia de utilizar la Estadística en esta área para mejorar la forma en la que se puede obtener el promedio final de la asignatura realizando una retroalimentación del instrumento de evaluación y las respectivas ponderaciones utilizadas en las fórmulas.

Esto es lo que me motivó a aplicar los resultados anteriormente obtenidos con los estudiantes de “MATLAB 2018-II”, como consideraciones a tomar en cuenta para la elaboración del sílabo de una de las siguientes asignaturas que iba a impartir: “Métodos

numéricos” 2019-I, sabiendo que entre la finalización del semestre 2018-II y el inicio del semestre 2019-I había aproximadamente 3 meses para la reflexión, análisis y modificación respectiva, y conociendo que si bien no era la misma asignatura a impartir, Métodos Numéricos era la asignatura que precedía a MATLAB y se llevaría con estudiantes de la misma escuela profesional. Sin embargo la situación que más favorecía la implementación de la experiencia, era que la universidad pasó de un esquema tradicional basado en un conjunto numeroso de evaluaciones a un sistema de evaluación basado en competencias con resultados de aprendizaje, donde los instrumentos de evaluación serían parte de los resultados de aprendizaje, de los que se obtendría el promedio final de la asignatura.

Esto favorecía la aplicación de las suposiciones 5) y 6) que sugerían la condensación de algunas evaluaciones en resultados de aprendizaje por unidades, así como la posibilidad de incorporar una evaluación distinta, obtenida como variable latente que permitiese valorar la asistencia puntual a clases de otra manera ya que dados los coeficientes de regresión se observó que parecería ser una pieza clave en la aprobación de la asignatura.

9) Implementación del modelo: análisis de los coeficientes de regresión múltiple

Dadas las estimaciones para la asignatura “MATLAB 2018-II” se procedió a observar nuevamente las relaciones entre los coeficientes de (NUMERO) como valores que pueden estimar la adecuada proporcionalidad de las calificaciones con respecto a un nuevo promedio ponderado a proponer. Considerando la linealidad de las variables: $x_1 \approx \beta_1/\beta_2 \cdot x_2$, $x_1 \approx \beta_1/\beta_3 \cdot x_3$, $x_1 \approx \beta_1/\beta_0 \cdot x_0$, y de los valores obtenidos en 7) se aprecia que x_1 debería valer aproximadamente 2.66 veces el valor de x_2 , x_1 aproximadamente 4.28 veces el valor de x_3 y 24.79 veces el valor de alguna variable latente, dado que β_0 es una constante para μ y en consecuencia, todas las variables y el proceso en sí se ven afectadas por esta misma, siendo la parte fija del modelo lineal. Esto significa que $x_1 \approx 4.28 \cdot x_2$, $x_1 \approx 2.66 \cdot x_3$. El problema se reduce a encontrar una terna (x_1, x_2, x_3) tal que $x_1 + x_2 + x_3 = 20$. Resolviendo el sistema lineal se obtiene el valor $x_1 \approx 12.43$, en consecuencia la terna buscada viene dada por el vector (12.43, 2.90, 4.67) que normalizado en base vigesimal genera un vector de pesos (0.6215, 0.145, 0.2335) formando la ecuación:

$$\mu_{x_1, x_2, x_3} = 0.6215 \cdot x_1 + 0.2335 \cdot x_2 + 0.145 \cdot x_3 \quad (B).$$

Esta fórmula fue considerada para ser aplicada en la evaluación de la asignatura “Métodos Numéricos 2019-I” como retroalimentación del instrumento de evaluación aplicado en la asignatura “MATLAB 2018-II”, considerando un modelo de cuatro resultados de aprendizaje, donde cada uno de ellos mida a x_1, x_2, x_3 de alguna manera, que debe

determinarse a través de una formula específica según las evaluaciones planificadas, con el objetivo de medir su eficacia sobre el conjunto de estudiantes a quienes se les impartirá esta nueva asignatura.

Tomando en consideración, lo manifestado por Kohn en [VERNUMERO] que sostiene que la puntuación en un examen de matemáticas es en gran medida un reflejo de cómo se redactó una evaluación, es evidente que no se deberían utilizar estos valores tal cual nos han salido sin que a la vez sean intuitivos y fáciles de entender por parte del estudiante. De hecho, razonando como Wiss, compartimos una de las conclusiones de su investigación que manifiesta que si los estudiantes no comprenden con precision el efecto que tendrá una evaluación en la calificación de la asignatura, tampoco es probable que tengan motivación para afrontarla de la mayor manera.

Así, aunque sacrificando su exactitud, es necesario buscar pesos cercanos a los obtenidos que a la vez sean intuitivos, ajustando la interpretación de 4.28 como el cuádruple y 2.66 como más del doble, por lo que si se considera una terna vigesimal (12,3,5) entonces las relaciones $12/3=4$, $12/5=2.4$ cumplen con dicho criterio, por lo que se obtendría una forma de calcular el promedio más intuitivo de la forma:

$$\bar{\mu}_{x_1, x_2, x_3} = 0.60 \cdot x_1 + 0.25 \cdot x_2 + 0.15 \cdot x_3 \quad (A)$$

lo estudiado por Gross en [VERNUMERO] que una evaluación no debe puntuar más de un tercio de la calificación total.

10) Búsqueda de variable latente: Análisis factorial exploratorio

Dado que contamos con un conjunto numeroso de variables observadas formado por diversas evaluaciones y que lo que se desea es reducir su dimensionalidad para una mejor interpretación de los resultados explorando las relaciones entre las variables y validando de alguna manera nuestras suposiciones, se procedió a aplicar el Análisis Factorial para poder identificar alguna variable no observable o latente. Se recalca que la principal preocupación en la elaboración de una fórmula matemática que conduzca al promedio final es contar con una forma de calificación basada en los pesos asignados a los instrumentos de evaluación que, pudiendo ser considerada subjetiva, finalmente favorezca de manera objetiva a la variable “aprobación del estudiante” a través de la variable “promedio final de la asignatura”.

En ese sentido y basados en el estudio de Kayser [VERNUMERO] se realizaron dos análisis. El primero se llevó a cabo utilizando el método de la inversa generalizada, debido a la singularidad de la matriz de datos que contaba con la existencia de registros de valores de estudiantes que tuvieron “0” de promedio final debido a que estos registros se

formaron debido a la inasistencia a la totalidad de las clases de los alumnos involucrados y no por razones de deficiencia académica, análisis para el cual se consideró como variables a la totalidad de las evaluaciones aplicadas durante el semestre académico y sobre toda la muestra. El segundo análisis se realizó con el método directo utilizando bajo el criterio de exclusión de la muestra, que consideró el retiro de los registros correspondientes a los estudiantes que ocasionaban la singularidad. Cabe resaltar que este método tiene como insumo la información brindada por los autovalores, que son básicamente números que representan la cantidad de varianza explicada por cada uno de los factores extraídos con sus respectivas variables significativas a retener.

4. RESULTADOS

1) De la aplicación del análisis factorial

Con respecto al primer análisis factorial se observaron dos autovalores superiores a 1 (11.33 y 1.37) y un tercero muy cercano a 1 (0.96) que hacen sugerir la presencia de tres factores con los que se puede explicar una varianza superior al 80% (80.41).

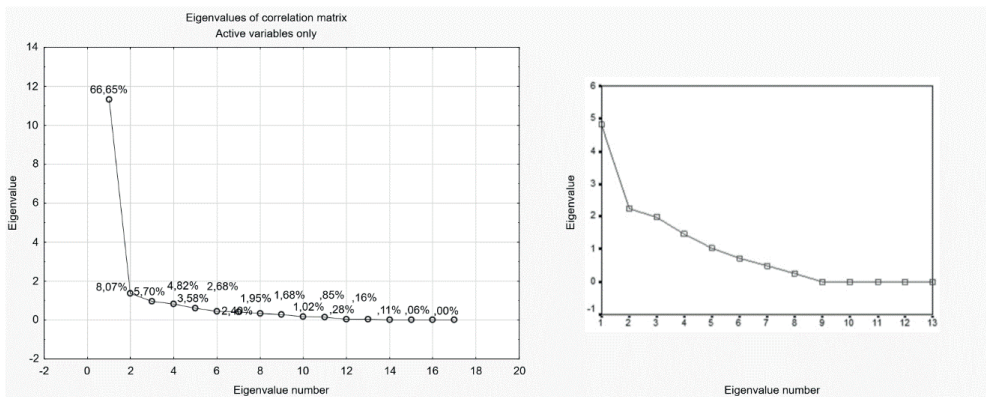
Con respecto al segundo, se obtuvieron cuatro autovalores (9.50, 1.89, 1.27, 1.07) y con ello la segmentación en cuatro grupos para explicar también una varianza superior al 80% con un ligero incremento (80.77).

Esto sugiere que es posible investigar alguna variable latente, que excluyendo el grupo de desaprobados con nota 0, genere una componente adicional, la cual podría sugerir que la componente con nota más baja de la agrupación no deba descartarse por aportar información significativa al realizar una medición, dada la varianza similar explicada.

Se puede entonces interpretar que, de considerar 4 componentes, estas mismas pueden segmentarse en una componente que recoge notas desaprobatorias no nulas o demasiado bajas, y las otras tres componentes en cuestión para la variable de interés que es la “aprobación”, en la que pudiera segmentarse en posibles factores o componentes que pudieran recibir nombres tentativos como “aprobado”, “notable” y “sobresaliente”.

Por lo que en el hipotético caso de obtener únicamente notas aprobatorias se debería considerar el criterio de optimización dado por Kayser concluyendo que tres grupos es el número adecuado para realizar el análisis aplicando posteriormente pruebas más avanzadas a las realizadas por autovalores, como las pruebas inferenciales de diferencias de medias donde es medido el grado de significancia, así como sus valores F, lo que se realiza más adelante.

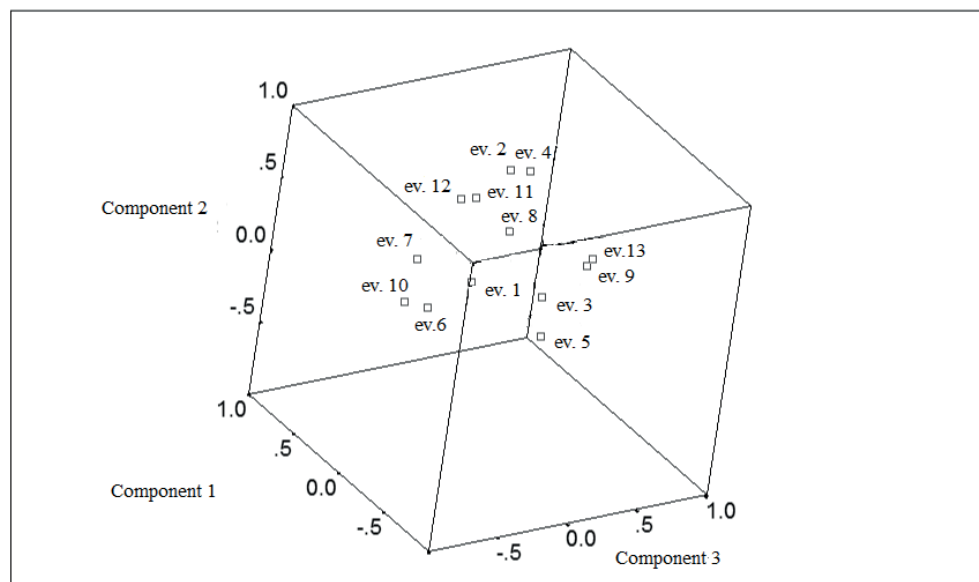
Figura 2: Gráfico de sedimentación para los estudiantes matriculados en la asignatura “MATLAB 2018-II”: se obtuvieron 2 componentes principales con la posibilidad de incluir un tercero (izquierda: 17 variables, derecha: 13 variables).



2) Análisis factorial con componentes principales e interpretación de los resultados

Queda claro del análisis anterior que se deben retener tres factores o componentes sin embargo ver los resultados en gráficos tridimensionales resulta una tarea complicada debido a lo compleja que sería su interpretación. Por lo que, a fin de explorar a más a fondo la variable aprobación se decidió realizar un análisis por componentes principales de las dos más importantes sugeridas por el análisis factorial (que representan el 74.72% del 80.42% de la varianza explicada) de forma más exhaustiva. Se consideró para ello 10 estudiantes que presentaron los promedios más altos en la asignatura “MATLAB 2018-II”, muestra que representa bien a la variable “aprobación” (80% de aprobados), con respecto a 13 de las 17 variables que no se consideraron para realizar la regresión lineal múltiple, ya que las 4 últimas correspondían a las variables cuya ponderación se busca mejorar y que sintetizaban a las 13 evaluaciones anteriores, las cuales ya han sido anteriormente analizadas (AV_EX, AV_NE, AV_VA, Average) y con las cuales no se quiere que exista un condicionamiento al realizar este nuevo análisis. Para este análisis se optó por estandarizar la base de datos a fin de contar con información homogénea, se realizó la prueba Scree, la matriz de componentes rotada utilizando el método varimax, y un análisis exploratorio de los gráficos obtenidos para obtener las componentes principales.

Figura 3: Gráfico de la matriz de componentes principales para los estudiantes matriculados en la asignatura MATLAB 2018-II en un espacio rotado: se obtuvieron dos componentes con la posibilidad de alineación hacia un tercero.

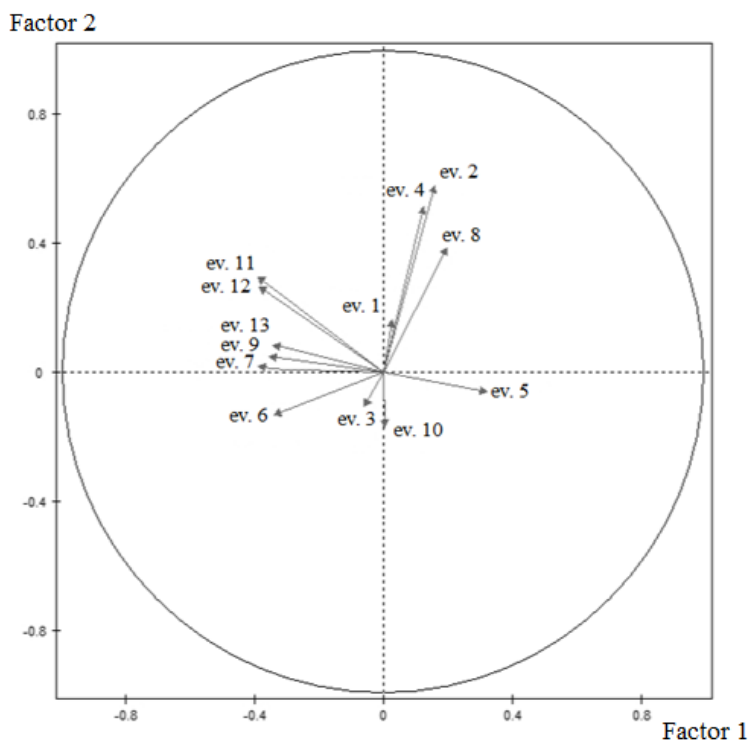


Como resultados gráficos de dicho análisis se puede observar que hay similitudes con respecto a las calificaciones que obtuvieron en sus evaluaciones. Estas evaluaciones se concentraron en forma de bloques (Bloque 1: evaluaciones 1, 2, 4, 8; Bloque 2: evaluaciones 7, 9, 11, 12, 13; Bloque 3: evaluaciones 3, 6, 10), como se observa en la Figura 4.

Estos bloques muestran que los promedios más altos de la asignatura fueron alcanzados por aquellos estudiantes que obtuvieron buenas calificaciones desde el inicio, pero también por aquellos que, independientemente de los resultados iniciales, se esforzaron por alcanzar calificaciones aprobatorias desde la mitad de la asignatura hasta su finalización.

También se puede observar que la evaluación 5 tuvo poca importancia (aproximadamente al inicio de la segunda unidad), ya que posiblemente fue evaluada con un tema nuevo y más difícil, pero en esas etapas del curso los estudiantes aún no se rendían porque sabían que todavía tenían más oportunidades para mejorar sus calificaciones.

Figura 3: Gráfico de la matriz de componentes principales respecto a los promedios de los 10 mejores estudiantes en la asignatura MATLAB 2018-II.



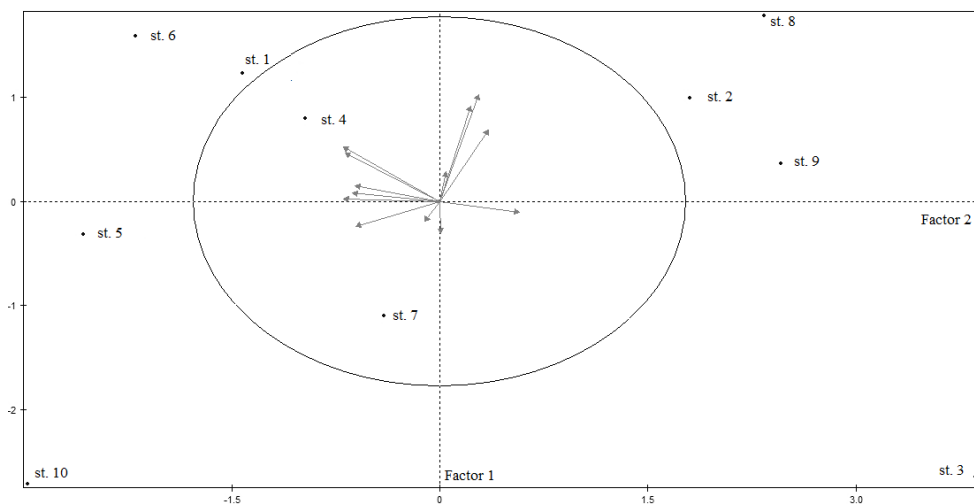
Todos los estudiantes aprobados han mantenido una regularidad (casi siempre 14) con respecto a todas sus evaluaciones; sin embargo, resultó interesante conocer algunos patrones. Según la Estadística Multivariante, el borde del círculo factorial está reservado para el individuo con la mejor puntuación, en este caso el promedio, que como se observa en la figura 5 corresponde al estudiante 1, seguido por los estudiantes 4, 5 y 6, y alejados de los estudiantes 8 y 9, quienes mantuvieron un rendimiento académico similar a lo largo de la asignatura (casi siempre obteniendo 14 en todas las evaluaciones).

Se observa que los estudiantes número 1 y 4 (los estudiantes con los mejores promedios) estuvieron muy atentos a aprobar las evaluaciones 7, 9, 11, 12 y 13 (los últimos exámenes). El estudiante 7 aseguró su aprobación al obtener excelentes calificaciones en los exámenes parciales y en la calificación de trabajos (evaluaciones 3, 6 y 10), mientras que el estudiante 2 obtuvo una nota aprobatoria gracias a que logró superar con una calificación mayor aquellas evaluaciones que resultaron más difíciles para sus otros compañeros (evaluaciones 2 y 11).

Esto significa que obtener muy buenas calificaciones al inicio y al final del curso puede ser decisivo para la aprobación. Cabe mencionar que, como se puede observar, los estudiantes 3 y 10 no aparecen en dicho gráfico, lo que significa que reprobaron (solo 8 estudiantes aprobaron).

También se puede observar cómo ninguno de los estudiantes se preocupó por rendir satisfactoriamente la primera evaluación de la asignatura (la denominada “evaluación diagnóstica”), porque es una evaluación que no tiene impacto en la calificación, como lo demuestra este gráfico; sin embargo, a partir de ella el rendimiento académico mejora.

Figura 5: Gráfico de componentes principales en relación con los 10 estudiantes con los promedios más altos en la asignatura MATLAB 2018-II (estudiantes y evaluaciones).



3) Adaptación de los resultados sugeridos por el Análisis Factorial

Tomando en consideración que la asignatura “Métodos Numéricos 2019-I” contempló un esquema basado en competencias, con cuatro resultados de aprendizaje, uno por cada unidad, correspondientes aproximadamente a uno por cada cuatro semanas de clase: RA1, RA2, RA3, RA4, respectivamente, donde antes de elaborar el sílabo se recibió la indicación de no utilizar calificación alguna para ponderar de manera directa la asistencia a clases como lo era en el sistema de evaluación tradicional es que, a fin de mantener el esquema planteado con las variables x_1 , x_2 , x_3 , se decidió para x_3 elaborar una actividad calificada de nivel básico o elemental que reflejase la asistencia a la misma pero que conllevase la presentación de algún producto entregable a modo de pregunta de la misma sesión, la cual se denominó “Participación individual en aula”, que se complementaba con otro calificativo denominado “Participación en equipo”, por lo que se decidió subdividir cada resultado de aprendizaje en dos indicadores cuyas ponderaciones

sean del 60% y del 40%, respectivamente, y que de acuerdo a 7) se valore con un mayor calificativo a los exámenes, se condideró un esquema de evaluación por resultados de aprendizaje de la forma

$$RAi = 0.60 \cdot x_{i1} + 0.40 \cdot x_{i2}, i \in \{1,2,3,4\}.$$

Así, adaptando nuevamente (A) a RAi , este queda definido como:

$$RAi = 0.60 \cdot x_{i1} + 0.25 \cdot x_{i2} + 0.15 \cdot x_{i3}$$

De este modo se ha obtenido la forma de obtener el promedio de cada resultado de aprendizaje. Únicamente hace falta determinar qué peso se debe considerar a cada resultado de aprendizaje con respect al promedio final de la asignatura. Para determinar los pesos más adecuados se optó por el criterio de la temporalidad del número total de sesiones, las cuales correspondían a una frecuencia de dos veces por semana no siendo inferiores a 30 por semestre académico (17 semanas) , agrupando contenidos de forma que el 60% de las sesiones corresponda a un bloque formado por las unidades 1 y 2 debido a su afinidad (ecuaciones no lineales y aproximación numérica) y otro bloque con el 40% restante que correspondiese a las unidades 3 y 4 (cálculo numérico y ecuaciones en diferencias) obteniéndose la función:

$$Ns = 0.60 \cdot s_1 + 0.40 \cdot s_2$$

donde s_1 , s_2 representan el número de sesiones por bloque, y Ns el número total de sesiones, por lo que llevando este esquema a la temporalidad de los cuatro resultados de aprendizaje, se obtiene una representación más apropiada para Ns de la forma:

$$Ns = 0.35 \cdot s_{11} + 0.25 \cdot s_{12} + 0.25 \cdot s_{21} + 0.15 \cdot s_{22}$$

donde s_{11} , s_{12} , s_{21} , s_{22} representan el número de sesiones por bloque y por cada unidad, siendo $s_1 = s_{11} + s_{12}$, $s_2 = s_{21} + s_{22}$. Asociando cada unidad a un resultado de aprendizaje que debe ser calificado de manera ponderada y en base a la temporalidad antes descrita se obtiene finalmente la formula para evaluar la asignatura, la cual viene definida como

$$Promedio = f(RA1, RA2, RA3, RA4) = 0.35 \cdot RA1 + 0.25 \cdot RA2 + 0.25 \cdot RA3 + 0.15 \cdot RA4$$

4) Fórmula para obtener la calificación final de la asignatura (NF)

Adaptando la ecuación (1) y tomando como recomendación lo previamente descrito por el análisis de Chernoff con “MATLAB” 2018-II, se decidió implementar la propuesta

para la asignatura “Métodos Numéricos 2019-I” bajo una nueva forma de evaluación:

$NF = RA1 * 0,35 + RA2 * 0,25 + RA3 * 0,15 + RA4 * 0,25$, y con el fin de aprovechar los dos puntos y medio señalados por el análisis estadístico para otro tipo de evaluación, se consideró en el sílabo la siguiente cláusula: “La participación voluntaria en el aula será calificada añadiendo un punto a cada examen de unidad en la unidad correspondiente en la que se aplique (máximo cuatro participaciones por unidad)”.

5) Resultados obtenidos con la implementación

Si la fórmula (B) fuera aplicada a otro grupo de estudiantes de pregrado en el Perú distinto al grupo donde se está evaluando, esto es, a otra universidad cuya aprobación mínima sea dada por 10.5 (11 en escala vigesimal entera), entonces se llegaría a probar que con la fórmula obtenida por la estimación del modelo estadístico y sin consideración alguna de la variable latente “asistencia puntual a clases” bastaría para que estos estudiantes consigan su aprobación, en consecuencia y como se observa en la Tabla 1 (Status MG11) todos los estudiantes de la asignatura “Métodos Numéricos” lo habrían logrado en este hipotético caso.

Sin embargo, volviendo al grupo de estudiantes de nuestra muestra, dado que su aprobación se da con 14 en vez de 11, se puede observar, que de haberse aplicado la fórmula estimada sin consideración alguna para la variable latente “asistencia puntual a clases”, en este hipotético caso existirían 6 estudiantes que desaprobaban (ver Tabla 1, Status MG11) lo cual representaría que existen diferencias significativas con la aplicación del modelo, lo que afirma nuestra hipótesis que dicho modelo debería ser ajustado a esta realidad bajo alguna regla.

En ese sentido y entendiendo que la diferencia entre la nota mínima aprobatoria entre la universidad de donde se obtuvo la muestra frente a otra universidad peruana es de 3 puntos vigesimales, y dado que la variable latente detectada mediante regresión sería significativa para la asignatura de Métodos Numéricos en esta Universidad procedemos nuevamente a revisar el coeficiente $\text{lat} = \beta_1 / \beta_0 \approx -24.79$, que trataría de explicar la carencia del modelo, esto es, la falta de consideración de una ponderación que involucre a dicha variable latente a través de una evaluación que reflejase el beneficio de asistir puntualmente a clases con respecto a la calificación que obtenga en un examen, dándole cierta holgura. Esto se advirtió en la sección (VERNÚMERO) con el coeficiente “lat”, por lo que razonando como en la sección (VERAARIBA) $x_1 / -\text{lat} \approx 12.43 / -24.79 \approx 0.5$, nos dice que aproximadamente la mitad del calificación vigesimal (10) debe tener la posibilidad de ser alcanzado por dicha nota latente. Sin embargo teniendo como restricción que no puede asignarse nota por la mera asistencia, y dado que en la fórmula de promediación se ha

considerado en cada resultado de aprendizaje un 60% del calificativo destinado a la nota del examen, entonces 6 de esos 10 puntos ya se encontrarían explicados por el modelo, siendo encontrar una forma de iguales condiciones para los estudiantes que permita en el desarrollo de las mismas clases asistidas adicionar un máximo 4 puntos a la nota de cualquier examen de unidad. Por lo que encontrando una de tantas formas, se apostó por agregar en el sílabo una regla: “Las participaciones en clase que sean presentadas por el estudiante de manera voluntaria y que hayan sido desarrolladas correctamente se calificarán adicionando un punto en cada examen de unidad por cada participación en la respectiva unidad en la que sean aplicadas (máximo cuatro participaciones por unidad), no pudiendo sobrepasar en ningún caso la nota vigesimal”. Así, tras la implementación de esta regla y tomando en consideración la fórmula planteada se pudo lograr la aprobación de todos estos estudiantes.

Tras este ajuste e independientemente de la universidad en que la que fuese aplicada la fórmula propuesta para calcular el promedio final, se observa que todos los estudiantes en tanto los hipotéticos casos o en el caso real habrían aprobado la asignatura.

Como dato adicional se puede observar que si se hubieran considerado los pesos estimados por el modelo de regresión (0.6215, 0.145, 0.234) en vez de los pesos intuitivos elegidos (0.6, 0.15, 0.25) los resultados hubieran sido similares, ligeramente superiores en 1 punto vigesimal en 2 dos casos, por lo que se demuestra que las diferencias en los calificativos no son significativas y en consecuencia ambos resultados representan el mismo comportamiento de la variable “aprobación”, sin importar si la terna correspondió a la terna estimada o a la intuitiva, así que nos va bien afirmar que nos quedaremos con el modelo intuitivo debido a que tendría un mayor entendimiento por parte del alumnado con respecto a cómo se obtendría su promedio final (ver cuatro últimas columnas de la Tabla 2).

Tabla 1: Evaluaciones y resultados de los estudiantes (caso hipotético) utilizando la fórmula de promedio propuesta sin considerar una regla para la variable latente “asistencia puntual a clases”.

STU	LR1-LR2		LR3	LR4	%	FINAL AVERAGE		AVERAGE/ RECORD		STATUS	
	60%		15%	25%	PCA	MG- INTUI	MG- ESTIM	MG- INTUI	MG- ESTIM	MG14	MG11
S01	19,5	13,75	13	14	84,4	15,42	15,48	15	15	A	A
S02	20	6	12	10	81,3	12,1	12,15	12	12	D	A
S03	19	20	20	17	100	18,95	18,98	19	19	A	A
S04	3	20	14	15	93,8	12,75	12,67	13	13	D	A
S05	17,5	19	15	8,5	100	15,32	15,5	15	16	A	A
S06	6	18,5	12	7	93,8	10,9	10,98	11	11	D	A

S07	11,5	17,5	13	7	100	12,4	12,53	12	13	D	A
S08	18,5	20	20	7	90,6	16,3	16,49	16	16	A	A
S09	12,5	10	18	7,5	90,6	11,32	11,35	11	11	D	A
S10	16	15	12	10	96,9	13,6	13,7	14	14	A	A
S11	18,75	19,75	19,75	15,75	84,4	18,45	18,5	19	19	A	A
S12	16	10	16	7	96,9	11,95	12,03	12	12	D	A

Tabla 2: Evaluaciones y resultados de los estudiantes (caso real) utilizando la fórmula de promedio propuesta considerando la variable latente “asistencia puntual a clases”.

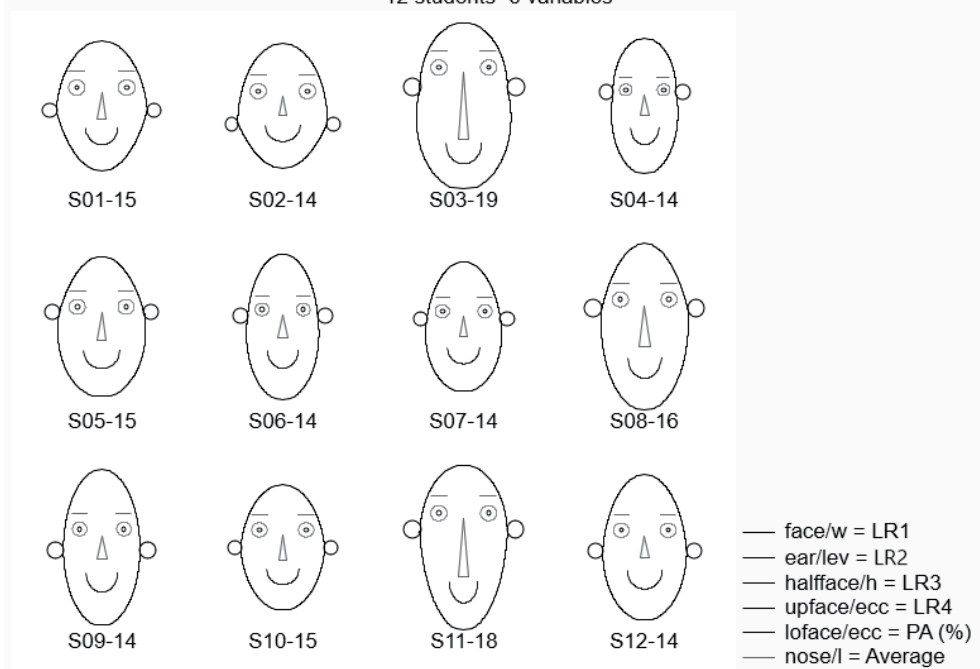
	LR1-LR2		LR3	LR4	%	FINAL AVERAGE		AVERAGE/ RECORD		STATUS	
	60%		15%	25%	PCA	MG- INTUI	MG- ESTIM	MG- INTUI	MG- ESTIM	MG14	MG11
STU	60%		15%	25%	PCA	MG- INTUI	MG- ESTIM	MG- INTUI	MG- ESTIM	MG14	MG11
S01	19,5	13,75	13	14	84,4	15,42	15,48	15	15	A	A
S02	20	10	12	14	81,3	14,3	14,33	14	14	A	A
S03	19	20	20	17	100	18,95	18,98	19	19	A	A
S04	7	20	14	15	93,8	13,95	13,92	14	14	A	A
S05	17,5	19	15	8,5	100	15,32	15,5	15	16	A	A
S06	10	18,5	16	11	93,8	13,7	13,74	14	14	A	A
S07	11,5	17,5	13	11	100	14	14,04	14	14	A	A
S08	18,5	20	20	7	90,6	16,3	16,49	16	16	A	A
S09	12,5	14	18	11,5	90,6	13,52	13,53	14	14	A	A
S10	16	15	12	14	96,9	14,6	14,64	15	15	A	A
S11	18,75	19,75	19,75	15,75	84,4	18,45	18,5	18	19	A	A
S12	16	14	16	11	96,9	14,15	14,21	14	14	A	A

Independientemente de los resultados obtenidos en el caso hipotético, el hecho es que para el caso real, partiendo de los resultados reales obtenidos de la asignatura “MATLAB” en el semestre académico 2018-II y realizando el análisis y los ajustes respectivos, se encontró una fórmula que permitió la aprobación de todos los estudiantes de la muestra de la asignatura “Métodos Numéricos” del grupo horario en donde se aplicó la misma en el semestre académico 2019-I.

Finalmente, y para realizar una pequeña discusión de estos resultados, se procedió a llevar a cabo nuevamente el análisis por caras de Chernoff a estos estudiantes considerando las variables Resultado de Aprendizaje 1, Resultado de Aprendizaje 2, Resultado de Aprendizaje 3, Resultado de Aprendizaje 4, Porcentaje de Asistencia Puntual y Promedio (LR1, LR2, LR3, LR4, PA(%), Promedio) en correspondencia con los rasgos faciales (ancho del rostro, nivel de las orejas, media altura del rostro, excentricidad de la parte superior del rostro, excentricidad de la parte inferior del rostro, longitud de la nariz).

Chernoff Faces Analysis (Real Case)

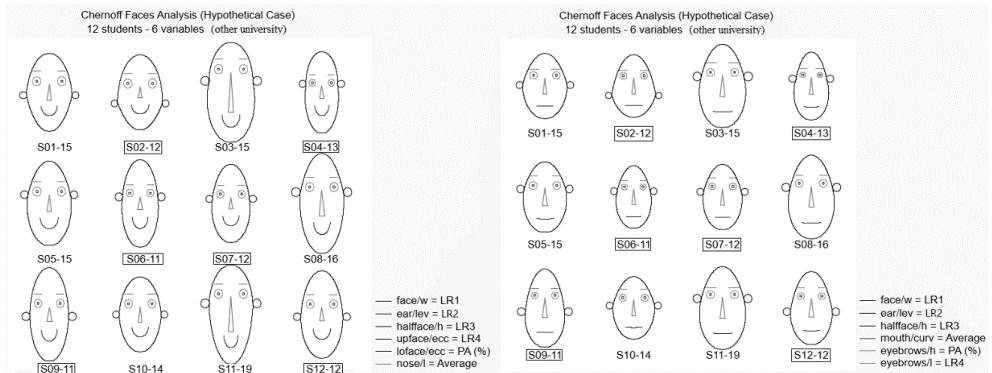
12 students- 6 variables



Si hubiéramos considerado el hipotético caso de que las notas analizadas hubieran correspondido a estudiantes en otra universidad peruana se habrían observado aparentemente caras con los rasgos que afirman homogeneidad y esto se entendería porque en dicha universidad se encontrarían todos ellos aprobados, sin embargo haciendo un segundo análisis por caras de Chernoff, haciendo una asociación distinta a los rasgos faciales observados (face width, ear level, half-face height, curvature of mouth, height of eyebrows, length of eyebrow) se puede ver que sus rostros no reflejan lozanía sino por el contrario temor, extrañeza, o una sensación que refleja la falta de seguridad sobre el estado de la aprobación en la asignatura, esto es, la reacción de un estudiante que notando que aprobó la asignatura, en lugar de alegrarse por la noticia aun se pregunta a sí mismo "¿aprobé?". Esto debido a que se ha realizado el análisis gráfico confirmatorio con variables faciales más gesticulares (curvatura de la boca y cejas) que reflejan asombro y donde se ve que en efecto existe una variable latente o escondida, es por así decirlo un reflejo para estos estudiantes hipotéticos de que están contentos exteriormente porque aprobaron pero apesalumbrados interiormente porque su calificativo no fue del todo el que hubieran esperado no por su mismo rendimiento sino por el Sistema mismo,

el que podría percibirse como injusto como muchas veces como profesores Podemos haber escuchado frente a un sistema de evaluación basado en una formula dada tras la obtención de los resultados finales.

Figura 6: Contraste entre los resultados finales obtenidos en la asignatura “MATLAB” 2018-II (sin implementación de la propuesta) y la asignatura “Métodos Numéricos” 2019-I (con implementación de la propuesta).



Como puede observarse al contrastar los resultados obtenidos en la asignatura “Métodos Numéricos” 2019-I con la realidad en la que el análisis de resultados mediante Estadística Multivariante no fue implementado en “MATLAB” 2018-II, las caras de Chernoff de los estudiantes que el gráfico representa (véase la figura 6 (b)) ahora resultan ser todas sonrientes y con rasgos agradables.

Se observa como un hecho más llamativo que el señalado previamente en este manuscrito que existe una estrecha relación entre los estudiantes que asisten puntualmente a clases y aquellos que aprueban la asignatura (véanse los rasgos “ancho de la nariz” y “longitud de la boca”).

En efecto, y comparando con el informe final de la asignatura “Métodos Numéricos” 2019-I, de los 12 estudiantes matriculados todos aprobaron con las calificaciones mostradas en la Tabla 1.

6) De la consistencia matemática de la fórmula del promedio propuesto:

Si se entiende que el promedio final es una función matemática definida por:

$$\text{Promedio} = f(RA1, RA2, RA3, RA4) = 0.35 \cdot RA1 + 0.25 \cdot RA2 + 0.15 \cdot RA3 + 0.25 \cdot RA4,$$

se observa que está compuesta por cuatro variables independientes y una dependiente, y debido a que no es posible llevar a cabo un análisis gráfico considerando más de dos variables independientes, es sugerible expresarla de otra manera para realizar una mejor interpretación de los resultados del análisis bidimensional, el que sí es posible llevar a cabo gráficamente, por lo que se consideró redefinir la misma en términos de una nueva

función “g” que a su vez depende de las tres primeras variables, correspondientes a los tres primeros resultados de aprendizaje: $f(RA1, RA2, RA3, RA4) = g(RA1, RA2, RA3) + 0.25 \cdot RA4$ con $g(RA1, RA2, RA3) = 0.35 \cdot RA1 + 0.25 \cdot RA2 + 0.15 \cdot RA3$ y $g(RAA, RA4) = 0.75 \cdot RAA + 0.25 \cdot RA4$ donde RAA representa el consolidado ponderado de las notas anteriores al calificativo del último resultado de aprendizaje RA4.

Para probar su consistencia, se observa que la función queda representada como un campo escalar continuo $g(x,y) = 0.75 \cdot x + 0.25 \cdot y$ sobre un conjunto de notas cerradas. Si se considera además que cada variable representa a una nota que se encuentra acotada entre 0 y 20, entonces se cumple que es posible formar un conjunto compacto con dichas calificaciones. Tomando el hecho que la función promedio es lineal y por ende continua sobre un compacto, entonces del famoso Teorema de Weierstrass la función promedio alcanza sus máximos y mínimos en este conjunto (ver []); así bastará analizar aquellos extremos condicionados en la frontera de dicho conjunto. Si se define A como el conjunto de pares ordenados cuyo valor límite permite alcanzar la aprobación con la nota mínima “13.5” ya que el sistema peruano considera el redondeo y con ello el 14 mínimo requerido.

Considerando a $A = \{(x,y) / 0.75y + 0.25x \geq 13.5\}$ como dicho conjunto y llevando a cabo ciertos cálculos sobre este conjunto es posible reducir su restricción a la condición $x \geq 3(18-y)$, lo que significa que a diferencia de los problemas manifestados en (2) se evita que sea demasiado fácil para los estudiantes con calificaciones previas bajas mejorar de forma significativa sus puntajes, sin dar la misma oportunidad a sus compañeros con puntajes más altos. En ese sentido se observa que los estudiantes sí tienen igual oportunidad de mejorar sus calificaciones a través de su desempeño en el examen final, ya que, si bien la forma de asociar un calificativo podría siempre ser considerada como subjetiva, uno de nuestros objetivos como docentes e investigadores es el de plantear nuevos mecanismos o fórmulas para obtener el promedio sin que deje de verse a la variable aprobación, como la responsable de medir el aprendizaje.

5. DISCUSIÓN

1) Ponderación del examen final

Se tomó en consideración la recomendación (1) de [4] dando al examen final una ponderación del 25%, ya que se advertía que si un examen final tuviera un peso poco significativo, este no tendría mayor repercusión en el promedio final y no reflejaría el esfuerzo involucrado en el aprendizaje ya que la evaluación debería ser continua con el mismo interés desde que inicia hasta que termina la asignatura. Se consideró a su vez la recomendación (2) de [4] en la que se manifestaba que los estudiantes deberían

tener igual oportunidad de mejorar sus calificaciones a través de su desempeño en el examen final.

2) Oportunidades de mejora para todos los estudiantes

La forma de evaluación propuesta en este artículo para una universidad como la examinada que considera a 14 como la nota mínima aprobatoria en escala vigesimal, permite la aprobación final de un estudiante que se presente al examen final con al menos una nota superior a 11 como promedio ponderado de todas sus calificaciones anteriores al mismo (RAA), lo que significa que para que esto suceda debe contar con al menos con el 57.5% del 75% posible, permitiendo aprobar al estudiante que disponga de dicha nota mínima, pero obteniendo la nota máxima.

La fórmula propuesta del promedio no permite favorecer únicamente a los estudiantes con calificaciones bajas como se observa en las sugerencias de mejora de (2) sino que permite que los estudiantes con calificaciones previas altas puedan no solo aprobar la asignatura, sino que antes de que eso suceda puedan contar con un calificativo que tenga una holgura creciente con respecto a la nota con la cual se presentan al último examen de al menos dos puntos. Así, un estudiante con 14 necesitará como mínimo de un 12 para aprobar, uno de 15 un 09, uno de 16 un 06, uno de 17 un 03 y uno con 18 a más podría prescindir del examen final y aun así aprobar con la nota mínima. A su vez, también permite que un estudiante con altas notas pueda aumentar su calificativo acumulado en 1 punto del promedio final si obtiene en el examen final una calificación superior a la presentada, lo que además queda probado por la relación:

$$g(18 \geq x \geq 15, y) = 0.75 * x + 0.25 * y \geq x + 1$$

Así, un estudiante de calificativo previo con una ponderación de examen 15 puede llegar hasta 16, uno de 16 hasta 17, uno de 17 hasta 18, uno de 18 hasta 19. Solo en el caso de promedios excelentes deberán lograr un 19 de promedio similar para seguir conservando los mismos que ya no son posibles de mejorar, solo de mantener.

3) Reducción de niveles de estrés en las expectativas por rendir evaluaciones finales

El peso asignado al examen final en la fórmula del promedio es significativo para efectos de aprobación y además da la opción de mejora de calificativos según lo explicado en 1) por lo que la expectativa por rendir dicho examen no tendría repercusión alguna en el aumento del estrés de los estudiantes, recogiendo así la recomendación dada por (3), consecuencia de la preocupación de algunos autores como [] quienes manifiestan que el nivel de estrés no es favorecido cuando el peso del examen final no es lo suficientemente alto y la evaluación que le precede cuenta con un peso entre el 10% y el 25% del promedio

final, ya que de lo contrario, podría existir un efecto marginal que dejara de reflejar su aprendizaje con la nota que se obtuviese. Esta preocupación refiere que la concentración de calificativos que tienen impacto en el promedio final no debe recaer en las evaluaciones finales. Aunque no se está de acuerdo del todo con lo postulado por dichos autores lo cierto es que nuestra fórmula de evaluación coincidentemente considera un peso del 25% para el examen final y un 15% para la nota que le precede, lo que concuerda con dicho análisis, evitando que existan factores que favorezcan el estrés en un estudiante por rendir una evaluación.

4) Ponderaciones con límite del 35% para alguna actividad evaluable

Independientemente de si el estrés es un resultado definitivo de una “mala” ponderación de algunas evaluaciones, Franke sugiere que habría rendimiento decreciente al ofrecer exámenes ponderados en más del 30%. Según su análisis existe una meseta de rendimiento al considerar evaluaciones con ponderaciones superiores al 35%, manifestando que un examen final o tarea ponderado entre el 10% y el 30% parece más probable que asegure que el trabajo del estudiante pueda reflejar el logro al permitir algo de margen para la mejora del resto de calificaciones. En nuestra investigación no se consideró por tanto incluir exámenes con ponderaciones superiores al 35%. En el caso del primer resultado de aprendizaje, debido al número de sesiones involucradas antes explicado contiene dos mediciones, a las que se les dio una misma ponderación (17.5%). Por otra parte, todas las evaluaciones involucradas desde el segundo resultado de aprendizaje hasta el último poseen entre el 15% y el 25% de la ponderación del promedio, acorde con lo advertido por (6).

5) Falta de estudios sobre la relación calificaciones-aprendizaje

La falta de estudios sobre la ponderación de evaluaciones en general, y sobre la ponderación de exámenes finales en particular, se refleja en la falta de consenso académico sobre la relación entre las calificaciones y el aprendizaje. Hay varias formas de utilizar la ponderación del examen de manera efectiva, este artículo no pretende ser una herramienta de uso universal, pero dado que el tema central de este análisis se basa en las matemáticas de mejora de calificaciones, propone una metodología alcanzable para cualquier asignatura, analiza el modelo planteado y contrasta de manera positiva las ideas de Aufrecht (1997) quien manifestaba que quienes argumentan que el proceso de evaluación es objetivo y que el evaluador no tiene discreción ocultan, a veces incluso para sí mismos, el desequilibrio asimétrico de poder en esta relación, ya que finalmente los profesores deben asignar pesos de las evaluaciones siendo plenamente conscientes de los beneficios y problemas potenciales de las ponderaciones que

eligen ya que finalmente determinan la promoción de un estudiante en una asignatura, independientemente del tema o las características demográficas de los mismos, por lo que estudiar la relación entre las calificaciones y el aprendizaje debería ser objeto de investigación de todo docente.

6. CONCLUSIONES

1. Es posible mejorar nuestro sistema de calificación proporcionando retroalimentación sobre los instrumentos de evaluación utilizados con algunos de los grupos a nuestro cargo, especialmente en aquellos casos donde se obtienen resultados no tan satisfactorios, y preguntándonos si dichos instrumentos y los pesos asignados para el cálculo de los promedios finales han sido los más apropiados. En síntesis, la retroalimentación continua sobre los instrumentos de evaluación y su pertinencia está respaldada por teorías educativas como el constructivismo, el aprendizaje experiencial, la teoría del aprendizaje social y el enfoque de evaluación formativa, y puede constituir una estrategia eficaz para mejorar el sistema de calificaciones y promover un aprendizaje significativo y duradero.
2. Para evitar conjeturas, es posible analizar los resultados mediante Estadística Multivariante y, a partir de ello, modificar los instrumentos o calibrarlos con el correspondiente respaldo matemático, lo cual beneficia al estudiante interesado en aprender. El artículo de Bentler, a pesar de haber sido publicado en 1987, respalda los resultados obtenidos en este estudio, ya que el análisis factorial ha permitido evaluar y validar este modelo en el ámbito educativo; constituyendo una referencia importante sobre el uso de técnicas multivariantes [16].
3. La mayoría de los estudiantes que aprueban las asignaturas lo hacen con una calificación mínima, influenciada por las notas obtenidas en la presentación y sustentación de trabajos. Sin embargo, a partir de aquellos estudiantes que aprueban con calificaciones altas, se ha observado que la asistencia puntual a clases es una variable que no puede ser descartada. En 2019, la Universidad del Pacífico desarrolló un estudio para evaluar niveles de calidad basado en un conjunto de indicadores que concluye que la asistencia puntual de los estudiantes a clases es uno de ellos [17]. Por lo tanto, se concluye que debe atenderse la necesidad de incorporar una calificación evaluativa distinta de los exámenes y trabajos, los

cuales, aunque no deben eliminarse del sistema de evaluación, deberían complementarse con alternativas que valoren la asistencia puntual a clases con una ponderación de al menos el diez por ciento del promedio final (2 puntos en el sistema peruano).

4. El análisis mediante caras de Chernoff muestra que considerar demasiadas actividades sumativas puede reducir la atención que se dedica a cada estudiante debido al elevado número de ítems que deben evaluarse. Por ello, resulta preferible condensar dichas actividades en resultados de aprendizaje estructurados por unidades.
5. No es necesario impartir exactamente la misma asignatura semestre tras semestre para poder realizar estimaciones que optimicen el rendimiento académico de otro grupo de estudiantes, ya que los datos suelen comportarse según una distribución normal. Se sugiere aplicar esta propuesta de innovación docente con el fin de validar los resultados y observar si lo mismo ocurre en asignaturas distintas de Matemáticas. Asimismo, una línea importante de investigación futura podría consistir en explorar la dimensionalidad de las variables de estudio en espacios más difíciles de medir, como la “asistencia puntual”, y su implicación en entornos virtuales.

7. AGRADECIMIENTOS

El autor expresa su agradecimiento a la Universidad Católica Santo Toribio de Mogrovejo (USAT) por el apoyo institucional brindado para el desarrollo de esta investigación, muy en particular al Dr. Julio Hilario, ex vicerrector de investigación por su respaldo y colaboración.

REFERENCIAS

- [1] H. W. Marsh, The influence of student, course, and instructor characteristics in evaluations of university teaching, *American Educational Research Journal* 17 (1980) 219–237. <https://doi.org/10.2307/1162484>
- [2] Y. Chávez Ruiz, F. Martínez Rizo, Evaluar para aprender: hacer más compleja la tarea a los alumnos, *Educación matemática* 30 (2018) 211–246. DOI: 10.24844/EM3003.09
- [3] W. H. Bizarro Flores, P. J. Paucar Miranda, E. Chambi-Mescoco, Avaliação formativa: uma revisão sistemática dos estudos em sala de aula, *Horizontes Revista de Investigación en Ciencias de la Educación* 5 (2021) 872–891. <https://doi.org/10.33996/revistahorizontes.v5i19.244>
- [4] N. F. Medina Martínez, Las variables complejas en investigaciones pedagógicas. Apuntes universitarios, *Revista de Investigación* 2 (2015). <https://doi.org/10.17162/au.v0i2.244>

- [5] V. B. Villares, M. J. F. Sánchez, Percepciones y uso de los medios digitales en educación artística: un estudio descriptivo, *Innoeduca. International Journal of Technology and Educational Innovation* 8 (2022) 75–90. <https://doi.org/10.24310/innoeduca.2022.v8i1.12069>
- [6] B. Flury, H. Riedwyl, Graphical representation of multivariate data by means of asymmetrical faces, *Journal of the American Statistical Association* 76 (1981) 757–765. <https://doi.org/10.2307/2287565>
- [7] E. Olmos, El rendimiento estudiantil: una metodología para su medición, *Revista Economía* 13 (1997) 7–26.
- [8] H. Yangxin, Principal components estimate of regression coefficient in the multivariate linear models [J], *CHINESE JOURNAL OF ENGINEERING MATHEMATICS* 2 (1994). <https://dx.doi.org/10.37624/IJERT/13.7.2020.1616-1622>
- [9] C. J. Morris, D. S. Ebert, P. L. Rheingans, Experimental analysis of the effectiveness of features in chernoff faces, in: 28th AIPR Workshop: 3D Visualization for Data Exploration and Decision Making, volume 3905, International Society for Optics and Photonics, 2000, pp. 12–17. DOI:10.1117/12.384865
- [10] Y. Álvarez, M. Ruiz Soler, Actitudes hacia las matemáticas en estudiantes de ingeniería en universidades autónomas venezolanas, *Revista de Pedagogía* 31 (2010) 225–249.
- [11] M. del Carmen Ibarra, J. C. Michalus, Análisis del rendimiento académico mediante un modelo logit, *Revista Ingeniería Industrial* 9 (2010).
- [12] C. Pérez López, Técnicas de análisis multivariante de datos, *Aplicaciones con SPSS*, Madrid, Universidad Complutense de Madrid (2004) 121–154.
- [13] C. R. Sabiote, L. H. Torres, Análisis correlacional-predictivo de la influencia de la asistencia a clase en el rendimiento académico universitario. estudio de caso en una asignatura, *Profesorado. Revista de Currículum y Formación de Profesorado* 13 (2009) 1–13.
- [14] M. C. Ávila, E. D. Chourio, L. C. Carniel, Z. Á. Vargas, El software matemático como herramienta para el desarrollo de habilidades del pensamiento y mejoramiento del aprendizaje de las matemáticas, *Revista Electrónica Actualidades Investigativas en Educación* 7 (2007) 10–11. <https://doi.org/10.15517/aie.v7i2.9264>
- [15] M. P. Guzmán Brito, Modelos predictivos y explicativos del rendimiento académico universitario: caso de una institución privada en México, Ph.D. thesis, Universidad Complutense de Madrid, 2012.
- [16] P. M. Bentler, C.-P. Chou, Practical issues in structural modeling, *Sociological methods & research* 16 (1987) 78–117. <https://doi.org/10.1177/0049124187016001004>
- [17] R. M. Jorgechagua Saavedra, Análisis costo-efectividad de la inversión en educación superior universitaria en la generación de I+D+I: caso UNSCH 2018 (2019).

SOBRE O ORGANIZADOR

Luis Fernando González-Beltrán- Doctorado en Psicología, Profesor Asociado de la Facultad de Estudios Superiores Iztacala (FESI) UNAM, Miembro de la Asociación Internacional de Análisis Conductual (ABAI), de la Sociedad Mexicana de Análisis de la Conducta, del Sistema Mexicano de Investigación en Psicología, y de La Asociación Mexicana de Comportamiento y Salud. Consejero Propietario perteneciente al Consejo Interno de Posgrado para el programa de Psicología 1994-1999. Jefe de Sección Académica de la Carrera de Psicología. ENEPI, UNAM, de 9 de Marzo de 1999 a Febrero 2003. Secretario Académico de la Secretaría General de la Facultad de Psicología 2012. Con 40 años de Docencia en licenciatura en Psicología, en 4 diferentes Planes de estudios, con 18 asignaturas diferentes, y 10 asignaturas diferentes en el Posgrado, en la FESI y la Facultad de Psicología. Cursos en Especialidad en Psicología de la Salud y de Maestría en Psicología de la Salud en CENHIES Pachuca, Hidalgo. Con Tutorías en el Programa Alta Exigencia Académica, PRONABES, Sistema Institucional de Tutorías. Comité Tutorial en el Programa de Maestría en Psicología, Universidad Autónoma del Estado de Morelos. En investigación 28 Artículos en revistas especializadas, Coautor de un libro especializado, 12 Capítulos de Libro especializado, Dictaminador de libros y artículos especializados, evaluador de proyectos del CONACYT, con más de 100 Ponencias en Eventos Especializados Nacionales, y más de 20 en Eventos Internacionales, 13 Conferencia en Eventos Académicos, Organizador de 17 eventos y congresos, con Participación en elaboración de planes de estudio, Responsable de Proyectos de Investigación apoyados por DGAPA de la UNAM y por CONACYT. Evaluador de ponencias en el Congreso Internacional de Innovación Educativa del Tecnológico de Monterrey; Revisor de libros del Comité Editorial FESI, UNAM; del Comité editorial Facultad de Psicología, UNAM y del Cuerpo Editorial Artemis Editora. Revisor de las revistas "Itinerario de las miradas: Serie de divulgación de Avances de Investigación". FES Acatlán; "Lecturas de Economía", Universidad de Antioquía, Medellín, Colombia, Revista Latinoamericana de Ciencia Psicológica (PSIENCIA). Buenos Aires, Revista "Advances in Research"; Revista "Current Journal of Applied Science and Technology"; Revista "Asian Journal of Education and Social Studies"; y Revista "Journal of Pharmaceutical Research International".

<https://orcid.org/0000-0002-3492-1145>

ÍNDICE REMISSIVO

7Cs 10, 11, 18, 19, 22

A

Aprendizaje 1, 2, 3, 7, 8, 9, 25, 32, 33, 34, 35, 36, 39, 50, 56, 57, 59, 60, 63, 65, 66, 67, 68, 70, 76, 77, 78, 80, 81, 84, 85, 86, 87, 88, 89, 90, 91, 92, 94, 95, 96, 98, 100, 102, 103, 113, 114, 115, 116, 123, 124, 125, 127, 146, 147, 151, 153, 154, 155, 157, 158, 159, 161

Aprendizaje experiencial 66, 98

Apuntes online 24

Articulación 80, 81, 83, 86, 91, 95, 115, 151, 153, 160

Asistencia 24, 27, 28, 29, 30, 31, 33, 39, 44, 45, 46, 47, 48, 50, 56, 58, 59, 60, 66, 67, 68

Assessment 136, 137, 139, 140, 143, 152, 163, 165, 166, 168, 173, 174

Autoeficacia docente 151, 152, 153, 154, 155, 156, 157, 160

C

Caras de Chernoff 33, 36, 37, 38, 41, 42, 48, 60, 61, 62, 67

Celpe-Bras 10, 11, 14, 15, 22, 23

Clase invertida 24, 31

Competencias 1, 9, 25, 32, 34, 39, 46, 50, 56, 80, 81, 82, 83, 86, 88, 89, 91, 93, 94, 97, 107, 110, 113, 115, 122, 149, 151, 153, 154, 155, 156, 158, 159, 160, 161

Competencias lectoras 1

Confianza profesional 151, 153, 155

Constructive feedback 132

Corporalidad 142, 143, 144, 145, 147, 148, 149

Creatividad 89, 91, 98, 102, 103

Critical thinking 163, 164, 165, 166, 167, 168, 169, 170, 171, 172, 173, 174

Curso virtual 1, 4, 6

D

Desenho de Aprendizagem 10, 18

Didáctica de las ciencias 126, 131

Didáctica de las lenguas clásicas 98

E

Educação híbrida 10

Educación infantil 143, 144

Educación secundaria 98

Educación socioemocional 143

Ensino de português como língua estrangeira 10

Escritura 9, 102, 107, 111, 114, 115, 116, 117, 119, 120, 121, 122, 123, 124, 125, 128, 130, 149

Estatística multivariante 33, 35, 36, 38, 39, 55, 62, 66

Estándar 8, 69, 70, 71, 76, 77, 78, 79, 119

F

Formación docente 142, 143, 144, 146, 147, 148, 161, 162

Formación inicial docente 126, 127, 131, 150, 151, 152, 155, 156, 160

Formación universitaria 1, 114, 124, 144, 145, 146, 150, 161

I

Identidad profesional 142, 143, 144, 146, 148, 158, 161, 162

IEEE 69, 70, 71, 76, 77, 79

Innovación docente 33, 36, 49, 67

Instalaciones artísticas 98, 100, 101, 102, 103

Interação sociocultural 10

Internacionalização acadêmica 10

L

Lectura 1, 2, 3, 4, 5, 6, 8, 9, 98, 99, 100, 101, 102, 103, 104, 105, 106, 107, 108, 109, 110, 111, 112, 113, 117, 124, 128, 154

Lectura de comprensión 104, 105, 108

M

Metodología 1, 3, 4, 7, 15, 18, 19, 24, 26, 33, 36, 37, 38, 39, 49, 65, 68, 72, 79, 87, 92, 97, 104, 110, 117, 125, 131, 154

Moodle 1, 2, 4, 5, 6, 9, 10, 11, 12, 15, 18, 21, 22

P

Peer classroom observation 132, 137

Peer coaching 132, 134, 135, 136, 137, 140, 141

Planeación didáctica 87, 92

Práctica docente 87, 89, 91, 92, 94, 95, 96

Práticas pedagógicas 94, 115, 125, 148, 151, 153, 157, 158

Professional development 140, 163

Psicología 1, 3, 4, 6, 7, 8, 9

Psicomotricidad 143, 144, 148, 149

R

Recursos educativos 114

Reflective practice 132, 135, 137, 140, 163, 164

Rendimiento académico 27, 33, 34, 36, 38, 39, 49, 55, 56, 67, 68, 98, 106

Representaciones sociales 126, 131, 142, 144, 148, 150

Requerimientos 69, 70, 71, 72, 77, 78, 79

Residentes 104, 105, 106, 107, 110, 112

S

Scenario-based learning 163, 164, 166, 174

Segundo nivel 104, 105, 106, 108, 112

Sistema educativo 34, 46, 114, 154

T

Teacher education 133, 140, 141, 143, 161, 162, 163, 166, 174

Transversalidad 87, 88, 89, 90, 91, 92, 93, 94, 95, 96, 97, 123

U

Universidad 1, 8, 10, 24, 25, 32, 33, 34, 35, 39, 42, 46, 50, 58, 59, 61, 64, 66, 67, 68, 80, 81, 87, 97, 112, 113, 114, 115, 117, 122, 124, 125, 126, 127, 132, 133, 134, 135, 142, 145, 146, 147, 148, 149, 150, 151, 156, 160



**EDITORIA
ARTEMIS**
2026