

Modelo preventivo para minimizar estudiantes en riesgo académico para las asignaturas del primer año universitario

Raquel Ayala-Carabaja¹[0000-0002-5173-099X] and Joe Llerena-Izquierdo¹[0000-0001-9907-7048]

¹ Universidad Politécnica Salesiana, Guayaquil, Ecuador
rayala@ups.edu.ec, jlllerena@ups.edu.ec

Resumen. Los indicadores de riesgo de un estudiante que recién inicia sus estudios universitarios son de relevancia para evitar una posible deserción y abandono en un corto plazo. Se presenta un modelo preventivo que minimiza el porcentaje de estudiantes de riesgo académico en asignaturas del primer año de estudios universitarios, en la asignatura de Programación inicial. Este trabajo desarrolla una metodología de investigación empírico-analítica de enfoque longitudinal y corte cuantitativo. Se utilizan como datos las calificaciones finales de 360 estudiantes de nueve cursos de Programación inicial durante tres periodos consecutivos, de octubre del 2021 a marzo del 2022, de abril a septiembre del 2022, y de octubre de 2022 a marzo del 2023 que utilizaron un modelo preventivo para el soporte académico de estudiantes del primer año de estudio en las Carreras de Ingeniería de la Universidad Politécnica Salesiana en la ciudad de Guayaquil, Ecuador. El porcentaje de estudiantes aprobados logra el 85% en el tercer periodo, una mejora del 8%. Se evidencia que una integración estructural de profesores y estudiantes en relación con un ecosistema de recursos didácticos digitales logra los resultados de aprendizaje esperados y se minimiza el porcentaje de estudiantes en situación de riesgo académico.

Palabras clave: Abandono de los estudios superiores, riesgo académico, interrupción de los estudios, modelo preventivo.

1 Introducción

La pandemia del COVID-19 ha permitido abrir nuevas posibilidades de mejorar la educación superior con el soporte de estrategias que eviten que estudiantes abandonen un curso en los primeros años de estudio, donde se requiere de mayor atención (Radunzel, 2018). Los indicadores de riesgo de un estudiante que recién inicia son de relevante importancia para evitar una posible deserción y abandono en un corto plazo (Amaechi et al., 2022; Casanova et al., 2022; Geisler et al., 2023).

Además la transición del paso de un ecosistema educativo de nivel secundario a uno superior dependerá de un conjunto de condiciones que establece la institución educativa para acoger a los estudiantes, de diferentes situaciones académicas, y reali-

zar una nivelación integrada con una planificación de contenidos eficaz (Casanova et al., 2022; Gumennykova et al., 2022; Knight et al., 2022).

2 Marco teórico

La adaptación de estrategias que involucran un plan estructural desde la planificación de contenidos, la selección de profesores y el uso de un entorno de aprendizaje virtual (VLE) propicia el desarrollo eficaz de un proceso de enseñanza y aprendizaje demostrado (A Cedeño-Tello & Llerena-Izquierdo, 2023; Alicia Cedeño-Tello & Llerena-Izquierdo, 2023).

Determinar los indicadores de situaciones de riesgo para un profesor de un curso específico conlleva a una capacidad de generar datos de aprendizaje para conocer las diferentes instancias deficientes del estudiante dentro de un conjunto de actividades observables, tangibles en con los datos del VLE y observables dentro del aula de clases, la interacción con los compañeros y con los miembros de la institución que brinden la acogida en espacios planificados (laboratorios y tutorías) (Figuroa-Cañas & Sancho-Vinuesa, 2021; Knight et al., 2022; Weng et al., 2021).

Este trabajo presenta un modelo preventivo que minimiza el porcentaje de estudiantes de riesgo académico en asignaturas del primer año de estudios universitarios, específicamente en la asignatura técnica de Programación inicial.

3 Métodos

Este trabajo desarrolla una metodología de investigación empírico-analítica de enfoque longitudinal y corte cuantitativo. Se utilizan como datos las calificaciones finales de aproximadamente 360 estudiantes de nueve cursos de Programación inicial durante tres periodos consecutivos (Periodo académico 59 de octubre del 2021 a marzo del 2022, Periodo académico 60 de abril a septiembre del 2022, Periodo académico 61 de octubre de 2022 a marzo del 2023) que utilizaron un modelo preventivo para el soporte académico de estudiantes del primer año de estudio en las Carreras de Ingeniería de la Universidad Politécnica Salesiana en la ciudad de Guayaquil, Ecuador.

El modelo parte de una estructura desde Coordinación Académica (Universidad Politécnica Salesiana, 2020) que involucra a equipo de profesores con empatía y habilidades de trabajos con estudiantes de primer año, un conjunto de estudiantes de ciclos superiores capacitados para el trabajo en laboratorio y tutorías, y un conjunto de recursos digitales con guías prácticas de aprendizaje para el trabajo autónomo y el trabajo en laboratorios soportado por un VLE y las redes sociales académicas (Llerena-Izquierdo & Ayala-Carabajo, 2021; Llerena Izquierdo, 2023)(ver Fig. 1).

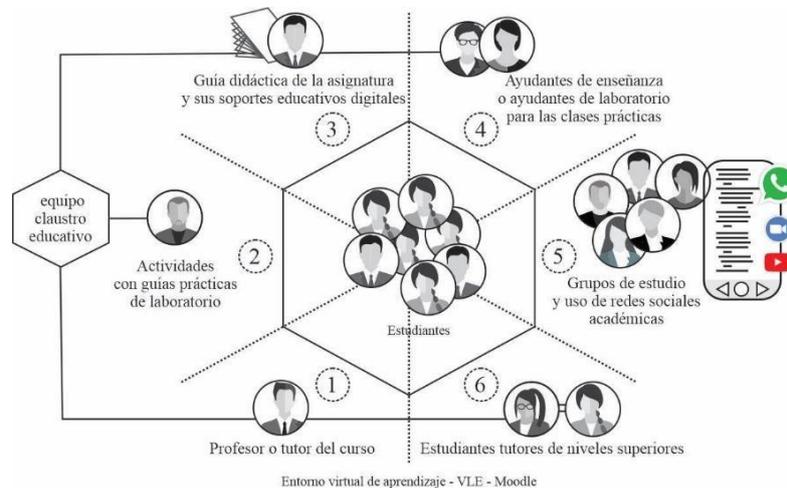


Fig. 1. Modelo preventivo que integra el VLE, las redes sociales académicas, el alumnado y el profesorado del equipo del claustro educativo de la facultad.

4 Resultados

Los resultados de los datos recopilados en los periodos académicos 59, 60 y 61, reflejan que el modelo preventivo aplicado en las asignaturas de Programación inicial en las carreras de ingeniería ha tenido un efecto positivo sobre el porcentaje del rendimiento de los estudiantes en los nueve cursos participantes, (ver Fig. 2).

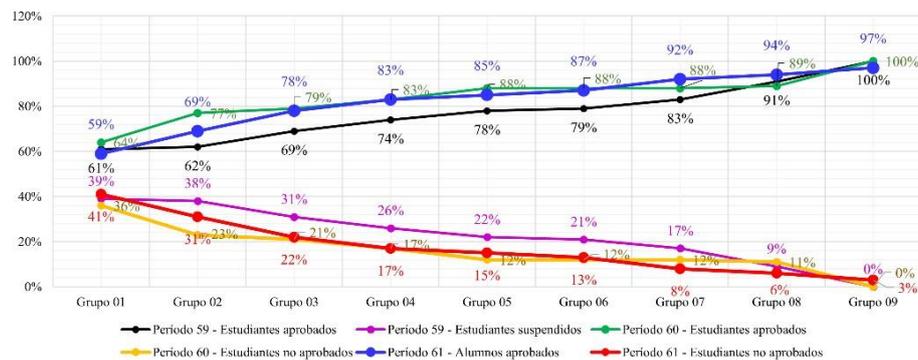


Fig. 2. Porcentaje de alumnos aprobados y suspensos por curso durante los periodos académicos 59°, 60° y 61°, respectivamente.

Para octubre del 2021 a marzo del 2022 (Periodo académico 59), el porcentaje de estudiantes aprobados alcanza el 77%, mientras que la aplicación del modelo preventivo al siguiente periodo (60) logra un 84%, y en el último periodo reciente (61) mejo-

ra al 85%. Recudiendo el porcentaje de pérdida del 7% al 8% desde que se inició con el uso del modelo propuesto, (ver Fig. 3).

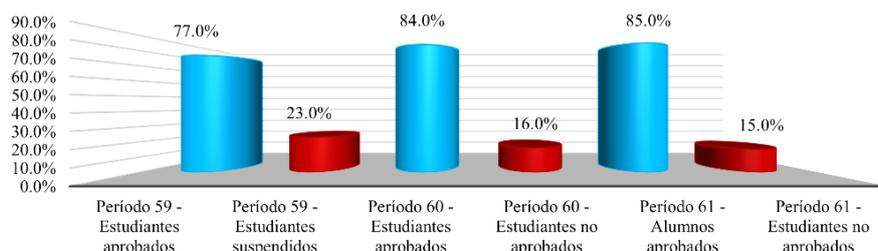


Fig. 3. Porcentaje de alumnos que aprobaron y suspendieron durante los periodos académicos 59º, 60º y 61º, respectivamente.

5 Discusión

Se discute que el modelo presentado tiene la intervención directa del equipo de profesores que participan como tutores de un curso similar y se evita el uso de algoritmos que predicen una situación de riesgo clasificando al estudiante y generando posibles creencias en el equipo docente (Nabil et al., 2021; Talsma et al., 2021) y despersonalicen el proceso de enseñanza que se basa en el acercamiento a los estudiantes. Involucrar técnicas de aprendizaje automático aún es cuestionado debido a los múltiples factores que pueden incidir en el desempeño de un estudiante y su relación con las herramientas que generan datos para una predicción confiable (Kuzilek et al., 2021; Tamada et al., 2022).

6 Conclusiones

Los esfuerzos educativos en la educación superior por descubrir, asistir y evitar que los estudiantes se encuentren en una situación de riesgo académico se logran cuando existe un modelo que interconecte espacios y personas que evidencien alguna situación anómala. Este trabajo presenta un modelo efectivo en el contexto de estudiantes del primer año de estudios en ingeniería de la asignatura de Programación inicial que contempla una integración estructural de profesores y estudiantes de nivel superior en relación de un ecosistema de recursos didácticos digitales que acompañan a los estudiantes para lograr los resultados de aprendizaje esperados y se minimice el porcentaje de estudiantes en situación de riesgo académico y evite una situación de abandono o deserción. Los resultados superan el 80% de efectividad, valor que supera las expectativas de los autores.

7 Limitaciones y futuras investigaciones.

Las limitaciones encontradas se dirigen al soporte del uso de algoritmos de aprendizaje de máquina dentro de los cursos ofertados debido al costo computacional (C.-H. Chen et al., 2021; Guerrero-Roldán et al., 2021) y a los recursos disponibles de los servicios informáticos de la institución de educación superior (Naseem et al., 2022; Parhizkar et al., 2023). Los trabajos a futuro se encaminan a potenciar un modelo mediante herramientas y servicios web utilizando analíticas de aprendizaje e incorporando algoritmos de aprendizaje de máquina a medida (Y. Chen & Zhai, 2023; Llerena-Izquierdo et al., 2022).

Referencias

- Amaechi, C. V., Amaechi, E. C., Onumonu, U. P., & Kgosiemang, I. M. (2022). Systematic Review and Annotated Bibliography on Teaching in Higher Education Academies (HEAs) via Group Learning to Adapt with COVID-19. In *Education Sciences* (Vol. 12, Issue 10). <https://doi.org/10.3390/educsci12100699>
- Casanova, J. R., Gomes, A., Moreira, M. A., & Almeida, L. S. (2022). Promoting Success and Persistence in Pandemic Times: An Experience With First-Year Students. In *Frontiers in Psychology* (Vol. 13). <https://www.frontiersin.org/articles/10.3389/fpsyg.2022.815584>
- Cedeño-Tello, A., & Llerena-Izquierdo, J. (2023). Impact of homogeneous use of virtual classrooms based on a management model for teaching-learning processes. *2023 IEEE World Engineering Education Conference (EDUNINE)*, 1–8. <https://doi.org/10.1109/EDUNINE57531.2023.10102905>
- Cedeño-Tello, Alicia, & Llerena-Izquierdo, J. (2023). *Homogeneity of Engineering Courses from an Assignment Management Model in Virtual Learning Environments BT - Intelligent Technologies: Design and Applications for Society* (V. Robles-Bykbaev, J. Mula, & G. Reynoso-Meza (eds.); pp. 439–447). Springer Nature Switzerland.
- Chen, C.-H., Yang, S. J. H., Weng, J.-X., Ogata, H., & Su, C.-Y. (2021). Predicting at-risk university students based on their e-book reading behaviours by using machine learning classifiers. *Australasian Journal of Educational Technology*, 37(4 SE-Articles), 130–144. <https://doi.org/10.14742/ajet.6116>
- Chen, Y., & Zhai, L. (2023). A comparative study on student performance prediction using machine learning. *Education and Information Technologies*. <https://doi.org/10.1007/s10639-023-11672-1>
- Figueroa-Cañas, J., & Sancho-Vinuesa, T. (2021). Changing the recent past to reduce ongoing dropout: an early learning analytics intervention for an online statistics course. *Open Learning: The Journal of Open, Distance and e-Learning*, 1–18. <https://doi.org/10.1080/02680513.2021.1971963>
- Geisler, S., Rolka, K., & Rach, S. (2023). Development of affect at the transition to university mathematics and its relation to dropout — identifying related

- learning situations and deriving possible support measures. *Educational Studies in Mathematics*, 113(1), 35–56. <https://doi.org/10.1007/s10649-022-10200-1>
- Guerrero-Roldán, A.-E., Rodríguez-González, M. E., Bañeres, D., Elasri-Ejjaberi, A., & Cortadas, P. (2021). Experiences in the use of an adaptive intelligent system to enhance online learners' performance: a case study in Economics and Business courses. *International Journal of Educational Technology in Higher Education*, 18(1), 36. <https://doi.org/10.1186/s41239-021-00271-0>
- Gumennykova, T., Ilchenko, P., Bazyl, O. O., Ilchenko, A., & Vydrych, O. (2022). *Educational trends 2022: essence and innovation potential*.
- Knight, G., Powell, N., & Woods, G. (2022). Combining diagnostic testing and student mentorship to increase engagement and progression of first-year computer science students. *European Journal of Engineering Education*, 47(5), 712–724. <https://doi.org/10.1080/03043797.2022.2063109>
- Kuzilek, J., Zdrahal, Z., & Fuglik, V. (2021). Student success prediction using student exam behaviour. *Future Generation Computer Systems*, 125, 661–671. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.future.2021.07.009>
- Llerena-Izquierdo, J., & Ayala-Carabajo, R. (2021). Integración de medios educativos digitales para la enseñanza-aprendizaje interactiva de asignaturas básicas de carreras de Ingeniería. In *La educación en Red: realidades diversas, horizontes comunes, XVII Congreso Nacional y IX Iberoamericano de Pedagogía* (pp. 1173–1174). Universidad de Santiago de Compostela, Servicio de Publicaciones e Intercambio Científico. <https://doi.org/10.15304/cc.2021.1393>
- Llerena-Izquierdo, J., Guerrero-Roldán, A. E., & Rodríguez, M. E. (2022). LITERATURE REVIEW ON ASSESSMENT MODELS AND THEIR RELATIONSHIP TO LEARNING ANALYTICS. *EDULEARN22 Proceedings*, 6036–6042. <https://doi.org/10.21125/edulearn.2022.1421>
- Llerena Izquierdo, J. (2023). *Guía de aprendizaje de programación*. <http://dspace.ups.edu.ec/handle/123456789/24037>
- Nabil, A., Seyam, M., & Abou-Elfetouh, A. (2021). Prediction of Students' Academic Performance Based on Courses' Grades Using Deep Neural Networks. *IEEE Access*, 9, 140731–140746. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2021.3119596>
- Naseem, M., Chaudhary, K., & Sharma, B. (2022). Predicting Freshmen Attrition in Computing Science using Data Mining. *Education and Information Technologies*, 27(7), 9587–9617. <https://doi.org/10.1007/s10639-022-11018-3>
- Parhizkar, A., Tejeddin, G., & Khatibi, T. (2023). Student performance prediction using datamining classification algorithms: Evaluating generalizability of models from geographical aspect. *Education and Information Technologies*. <https://doi.org/10.1007/s10639-022-11560-0>
- Radunzel, J. (2018). Examining Retention and Transfer in Relation to Incoming Student Data for First-Generation and Continuing-Generation Students: What Differences Exist? *Journal of College Student Retention: Research, Theory & Practice*, 23(2), 214–242. <https://doi.org/10.1177/1521025118813516>
- Talsma, K., Robertson, K., Thomas, C., & Norris, K. (2021). COVID-19 Beliefs, Self-Efficacy and Academic Performance in First-year University Students: Cohort Comparison and Mediation Analysis . In *Frontiers in Psychology*

- (Vol. 12). <https://www.frontiersin.org/articles/10.3389/fpsyg.2021.643408>
- Tamada, M. M., Giusti, R., & Netto, J. F. (2022). Predicting Students at Risk of Dropout in Technical Course Using LMS Logs. In *Electronics* (Vol. 11, Issue 3). <https://doi.org/10.3390/electronics11030468>
- Universidad Politécnica Salesiana. (2020). *El claustro docente de la sede Guayaquil se prepara para iniciar clases*. Coordinación Académica. <https://www.ups.edu.ec/noticias?articleId=577044&byid>
- Weng, W., Ritter, N. L., Cornell, K., & Gonzales, M. (2021). Adopting Learning Analytics in a First-Year Veterinarian Professional Program: What We Could Know in Advance about Student Learning Progress. *Journal of Veterinary Medical Education*, 48(6), 720–728. <https://doi.org/10.3138/jvme-2020-0045>