



Predicción del consumo de drogas y juegos de azar en jóvenes deportistas a través de un modelo de RNA

Predicting drug use and gambling in young athletes using an ANN model

Autores

Juan Carlos Armenteros Mayoral ¹
 Clemente Rodríguez-Sabiote ²
 Lindsay Michelle Vázquez ³
 Daniel Álvarez-Ferrándiz ⁴

^{1,2,3,4} Universidad de Granada
 (España)

Autor de correspondencia:
 Juan Carlos Armenteros Mayoral
 jcam271200@gmail.com

Recibido: 09-06-25
 Aceptado: 04-08-25

Cómo citar en APA

Armenteros Mayoral, J. C., Rodríguez-Sabiote, C., Michelle Vázquez, L., & Álvarez-Ferrándiz, D. (2025). Predicción del consumo de drogas y juegos de azar en jóvenes deportistas a través de un modelo de RNA. *Retos*, 72, 90-104. <https://doi.org/10.47197/retos.v72.116535>

Resumen

Introducción: la adolescencia se establece como la etapa crítica para el inicio de consumo de sustancias adictivas. Los cambios en las variables y contextos sociodemográficos implican la necesidad de crear intervenciones que apoyen factores psicosociales contra el consumo.

Objetivo: identificar el nivel de consumo de drogas y juego de azar en vida por medio de variables sociodemográficas.

Metodología: este estudio usa un diseño ex post facto de tipo correlacional-predictivo con 256 jugadores de fútbol y fútbol sala de la capital de Jaén. Se obtuvo información sobre las siguientes variables sociodemográfica: situación laboral del padre y de la madre, nivel académico del padre y de la madre, nivel económico familiar y dinero semanal destinado al ocio.

Resultados: la construcción del modelo RNA ha mostrado un porcentaje global correcto en el entrenamiento que asciende al 83,4% y en la prueba de un 77,6%. Los factores que más peso tienen para predecir el consumo de vida de alcohol, tabaco, cannabis y juego de azar son el dinero semanal destinado al ocio (100%) y la economía familiar (57,2%), mientras que el valor con menor importancia es la situación laboral de la madre (23%). Los niveles de ROC muestran valores moderados-bueno, destacando la predicción que tiene en valores de consumo por encima de 39 días con una media en torno a 0,872.

Conclusiones: el consumo vital de las sustancias adictivas analizadas no se puede abordar de manera lineal. Es necesario conocer los factores sociodemográficos de los adolescentes y la interacción que tienen entre ellos para poder identificar posibles sujetos de riesgos.

Palabras clave

Deporte; drogas; jóvenes; uso de sustancias; red neuronal artificial.

Abstract

Introduction: adolescence is established as the critical stage for the onset of consumption of addictive substances. Changes in sociodemographic variables and contexts imply the need to create interventions that support psychosocial factors against consumption.

Objective: identify the level of drug and gambling consumption in life by means of socio-demographic variables.

Methodology: this study uses ex post facto correlational-predictive design with 256 football and futsal players from the capital of Jaén. Information was obtained on the following socio-demographic variables: father's and mother's employment status, father's and mother's academic level, family economic level and weekly money spent on leisure.

Results: the construction of the ANN model showed an overall correct percentage in training of 83.4% and in the test of 77.6%. The most important predictors of lifetime use of alcohol, tobacco, cannabis and gambling are weekly leisure money (100%) and family finances (57.2%), while the least important predictor is the mother's employment status (23%). The ROC levels show moderate-good values, highlighting the prediction of consumption values above 39 days with a mean of around 0.872.

Conclusion: lifetime use of the addictive substances analysed cannot be approached in a linear fashion. It is necessary to know the socio-demographic factors of adolescents and the interaction between them to be able to identify possible risk subjects.

Keywords

Drugs; artificial neuronal network; substance use; sports; young.

Introducción

La etapa de la adolescencia, comprendida entre los 12 a 17 años, se presenta como un período crítico para el inicio de distintas adicciones. Aunque el consumo de cualquier sustancia psicoactiva es perjudicial, en etapas tempranas del desarrollo dichos riesgos se manifiestan de forma más rápida e intensa. Aunque los efectos de las sustancias psicoactivas se asocian a consecuencias negativas para la salud en toda la población, en el periodo de la adolescencia se encuentran impactos diferenciados, entre ellos la reducción de horas de sueño, el cual está asociado a mayor riesgo de accidentes, trastornos depresivos, intentos de suicidio, problemas de soledad y problemas emocionales como irritabilidad o paranoia (Alatavi et al., 2022; Ministerio de Sanidad, 2022; Montgomery et al., 2022).

Los datos provenientes del Ministerio de Sanidad (2023 y 2024) nos muestra que el consumo adictivo en la adolescencia ha experimentado leves variaciones desde 1996. Las sustancias legales como el alcohol, el tabaco y el juego con dinero presencial han mostrado un ligero retraso en la edad de inicio, siendo el mayor retraso el caso del tabaco, con un aumento de 0,8 años. Sin embargo, con relación al cannabis, se observó una precocidad de 0,2 años. Por otro lado, el indicador de abstinencia de consumo muestra descenso en las sustancias legales siendo el tabaco la sustancia que más ha descendido con un 33,4% de adolescentes consumidores. No obstante, el consumo de alcohol sigue manteniéndose en un 75,9% y el cannabis con un 26,9%.

Bauman (2003) señala que las nuevas realidades enmarcadas en la modernidad líquida, caracterizada por la inestabilidad, la fragmentación y precariedad sociales afecta al desarrollo adolescente. A su vez, la configuración de este escenario dinámico muestra una constante reinvencción de las formas adictivas como la aparición de sustancias más diversas y nuevos mercados configurado. Estas variaciones en el ámbito sociodemográfico y las reinvencciones en el mundo de las adicciones obligan a replantearse los modelos de prevención e intervención de las distintas adicciones para hacerlos más flexibles y adaptativos.

Diversos estudios muestran estos sucesos interpretándolos de manera multicausal, haciendo especial énfasis en elementos cercanos como la familia, la influencia de los amigos o las experiencias personales que interactúan con elementos globalizados como la disponibilidad de sustancias o las percepciones sociales del consumo (Zhang et al., 2021). Es por lo que Puértolas-Gracia et al. (2022) señala que el concepto y la actuación sobre la prevención de las drogodependencias y conductas adictivas comportamentales ha sufrido distintos cambios dependiendo del desarrollo de los distintos modelos explicativos de cada una de las adicciones. Estas variaciones han provocado readaptar la prevención desde enfoques que tengan en cuenta el contexto cercano y los cambios globales.

Dentro de los factores esenciales, se observa que la percepción de riesgo se establece, por la literatura científica e instituciones sanitarias, como una de las variables determinantes en el inicio como en el hábito de consumo (Ministerio de Sanidad, 2024). Sin embargo, el avance los nuevos modelos de percepción de riesgo siguen centrados en ofrecer información sobre consecuencias inciertas o a largo plazo del efecto del consumo de sustancias en la salud, lo cual ha demostrado ser ineficientes en la etapa adolescente (Cummins y Lu, 2022; Mariani y Williams, 2021, Steinberg, 2022).

No obstante, intervenciones que toman en cuenta la teoría ecológica, es decir, intervenir en el ambiente y las relaciones que se establecen con él, pueden reducir el apoyo social de estas conductas (Asensio-Hernández, M., & Jiménez-Martín, 2022; Bronfenbrenner, 1987). Es por ellos que los programas de intervención deportivos que han afectado estas variables psicosociales han mejorado tanto elementos físicos como psicológicos y sociales. Contreras et al. (2024) muestra que los adolescentes que participan en actividades deportivas tienen un mayor rango de autoestima y presentan una alta diferencias significativas en consumo de alcohol y drogas con respecto al estudiantado que no participa en estas actividades.

Dentro de los contextos juveniles, se observa que la participación en actividades, tanto escolares como extraescolares, se asocian a una menor prevalencia del consumo de sustancias respecto a los adolescentes que no participan en estos contextos. Esta relación se puede explicar por la penalización del consumo de alcohol, tabaco y cannabis dentro de este entorno. No obstante, se puede observar otras conductas de riesgo como el juego con dinero (Duggan y Mohan, 2023; Fagan et al., 2022).

La literatura sobre la intervención sobre consumo problemático de adicciones ha demostrado que, además de los factores anteriormente citados, el deporte ofrece ventajas de carácter biológicos y psicológicos. Song et al. (2024) muestra que las intervenciones deportivas en estos ámbitos mejoran las necesidades psicológicas clave necesarias para la rehabilitación como la autoeficacia.

Esta investigación tiene como objetivo analizar el peso que tienen diversos factores sociodemográficos en el consumo vital de adicciones en un contexto protector que llega a reducir hasta un 60% el consumo de alcohol (Thompson et al., 2022). Es decir, a través del estudio de una muestra compuesta de adolescente deportistas, se pretenden identificar que variables son consideradas factores de riesgo para el consumo adictivo y su relevancia para nuestra muestra. Para lograr este objetivo se establece una metodología cuantitativa por la cual se recoge datos numéricos y se analiza por medio de una Red Neuronal Artificial, la cual se entrena para identificar estas variables más predominantes en las adicciones de los deportistas encuestados en función de sus hábitos de consumo (Di Franco y Santurro, 2021).

Método

El diseño metodológico donde se sitúa nuestra investigación es un diseño *ex post facto* de tipo correlacional-predictivo. En este sentido, en nuestro estudio no se ha manipulado ninguna de las variables independientes contempladas y, en todo caso, que ha pretendido buscar relaciones entre las variables de entrada (independientes) y salida (dependientes) y patrones de predicción mediante un modelo Redes Neuronales Artificiales (RNA de ahora en adelante).

Participantes

Este estudio se ha realizado un muestreo por conglomerados bietápico, es decir, en primera instancia, se han seleccionado de manera aleatoria los clubes y en segundo lugar los equipos, proporcionando el cuestionario a todos los jugadores presentes.

Para la selección de los clubes, se han utilizado los registros de competiciones provinciales de la Real Federación Andaluza de Fútbol (RFAF). Se estratificó el marco muestral por el deporte que integra dicha federación (obteniendo dos deportes, las competiciones de fútbol playa se realizan en base a los equipos voluntarios de fútbol y fútbol sala), por las divisiones en las que compiten (dos divisiones de ámbito provincial: 2ª andaluza y 3ª andaluza) y por la categoría de enseñanza (tres estratos: infantil, cadete y juvenil). Todos los equipos tenían la misma probabilidad de contribuir en la encuesta dentro de cada estrato, independientemente de su tamaño.

Para la selección de la muestra del trabajo estadístico, se utilizó un muestreo no probabilístico de tipo causal o intencional. Fueron considerados candidatos a participar en el estudio todos los jugadores con ficha activa en las categorías de la provincia de Jaén y con equipos pertenecientes de la capital. Se seleccionaron tres equipos de Atlético Jaén, cinco de Inter de Jaén, cinco de Real Jaén, cuatro de San Felipe, cinco de Avanza Futsal, uno de Jaén Paraíso Interior y uno de AM System.

Se obtuvo un tamaño muestral de dieciséis equipos de fútbol y siete equipos de fútbol sala. La muestra total es de 256 jugadores, 70 de categoría juvenil (26 de tercer año, 25 de segundo año y 19 de primer año), 93 de categoría cadete (56 de segundo año y 37 de primer año) y 93 de categoría infantil (50 de primer año y 43 de segundo año).

Procedimiento

El proceso de obtención de datos se realizó mediante la herramienta Google Forms, la cual se compartió mediante un enlace a los deportistas federados de las edades comprendidas entre 12 a 18 años de la capital de Jaén durante la temporada 2022-2023.

Variables

Como variables del estudio se han contemplado dos tipologías diferenciadas. Por una parte, está al conjunto de variables con el rol de independientes o de entrada, a saber:

- SLP: situación laboral del padre conformada por los siguientes niveles...
- SLM: situación laboral de la madre.

- ESP: nivel académico del padre.
- ESM: nivel académico de la madre.
- ECF: nivel económico familiar.
- DSS: dinero semanal destinado al ocio.

Y también a las consideradas variables criterio, dependientes o de salida:

- FVA: frecuencia vital de consumo de alcohol: referida a la regularidad con la que una persona ha consumido alcohol a lo largo de su vida. Se refiere al patrón de consumo desde la primera vez que se ingirió alcohol hasta el presente, considerando aspectos como la continuidad, la intensidad y los periodos de abstinencia medidos en nuestro caso a través de 5 niveles de respuesta, a saber: nunca, 1 a 3 días, 4 a 9 días, 10 a 39 días y más de 39 días.
- FVT: frecuencia vital de consumo de tabaco: ídem inmediatamente a fva, pero referido al consumo del tabaco.
- FVM: frecuencia vital de consumo de marihuana: ídem a fva, pero referido al consumo de marihuana.
- FVJ: frecuencia vital de juegos de azar/ocio: ídem a fva, pero referido a la práctica de juegos de azar y ocio.

Instrumento

El instrumento se conformó con una selección de diversos ítems utilizados en los informes ESTUDES de la OEDA (2022a y 2022b):

- Módulo básico: preguntas de características sociodemográficas, aspectos relacionados con el ocio, uso de drogas, percepción de riesgo sobre consumo de alcohol, tabaco, y problemas de salud por el consumo.
- Módulo específico sobre juego con dinero: referencias a preguntas sobre el juego con dinero de manera presencial, edad de inicio, tipo de juegos y cantidad de dinero gastado.

El método de recogida consiste en un primer contacto y establecimiento de una cita con el equipo seleccionado, donde se explica al entrenador o delegado la metodología de la encuesta y el proceso de trabajo. Una vez pactada la fecha de administración del cuestionario y tras personarse en el campo de juego, se procedió a aplicar el cuestionario. El cuestionario es de tipo “auto-administrado” completándose por todos los jugadores al inicio de un entrenamiento o previa a la convocatoria de un partido en un tiempo de 25-30 minutos.

Dado que la muestra está compuesta por menores de edad, se aplicó un protocolo de consentimiento informado. Para ello, se solicitó la autorización escrita de los progenitores o tutores legales de los participantes, así como el asentimiento voluntario de los adolescentes. La participación fue completamente anónima y voluntaria, respetando los principios éticos de la investigación con menores y la normativa vigente en protección de datos.

Análisis de datos

Nuestro estudio sólo contempla 4 ítems como variables de análisis seleccionadas de un instrumento de recogida más extenso, anteriormente descrito. Por esa razón calcular la fiabilidad como consistencia interna con un coeficiente de fiabilidad clásico, como α de Cronbach, es como mínimo poco conveniente por varias razones. La primera, es que dicho coeficiente tiende a la baja cuando el número de ítems es escaso, incluso aunque dichos ítems estén altamente correlacionados (Kiliç, 2016). La segunda es que con pocos ítems la varianza del error es relativamente alta, lo que reduce la fiabilidad (Namdeo & Rout, 2017). La tercera es que si los ítems no capturan adecuadamente el constructo que se intenta medir, la consistencia interna se verá afectada (Kiliç, 2016). Por todas estas razones parece razonable, como indica Drost (2016), obviar el coeficiente de alfa de Cronbach y centrarse en el cálculo de omega de McDonald, así como en la correlación ítem-total corregida. A este respecto, el coeficiente de $\omega = 0.65$ y las correlaciones ítem-total corregidas han logrado los siguientes coeficientes $R_i-t=0.51$ para Frecuencia

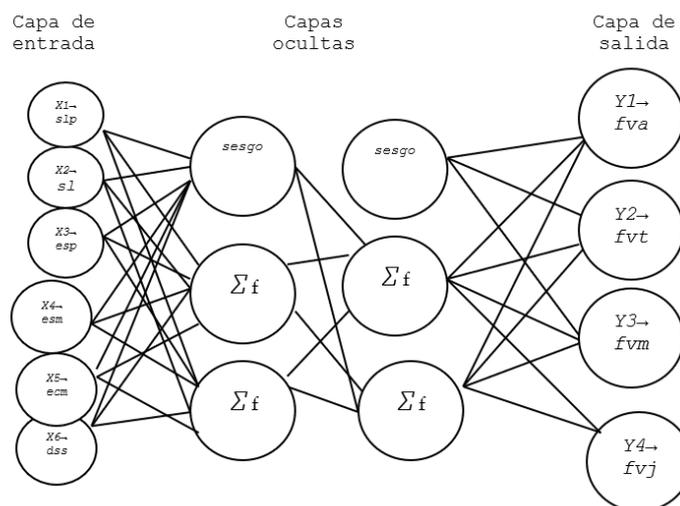
vital consumo de tabaco, $R_i-t=0.38$ para Frecuencia vital de consumo de alcohol, $R_i-t=0.31$ para Frecuencia vital de consumo de marihuana y, finalmente, $R_i-t=0.35$ para la Frecuencia vital de consumo de juegos de azar/ocio. Con estos resultados se puede concluir que la consistencia interna global de los 4 ítems contemplados, tomando en consideración el valor de Omega de McDonald ($\omega = 0.65$), es moderada, a pesar de esta por debajo de 0.7, y, en todo caso, puede considerarse aceptable en estudios exploratorios o en etapas iniciales de validación del instrumento, como es nuestro caso.

Por otra parte, las correlaciones ítem-total corregidas pueden considerarse relativamente alta en el caso de la frecuencia vital consumo de tabaco (contribuyendo de forma sólida al constructo medido: frecuencia vital de adicciones diversas) y moderadas para los otros tres ítems (contribuyendo de forma moderada a dicho constructo).

Para el análisis predictivo se ha utilizado una Red Neuronal Artificial (RNA), un modelo de aprendizaje automático inspirado en la estructura y funcionamiento del cerebro humano. Las RNA están formadas por capas de neuronas artificiales interconectadas que procesan información mediante funciones de activación no lineales, lo que les permite detectar patrones complejos y realizar predicciones con alta precisión (Gil-Vera et al., 2021). En este estudio, la red fue diseñada y entrenada para estimar la probabilidad de consumo de sustancias adictivas y juego de azar a partir de las variables sociodemográficas recogidas. Exactamente, la modalidad desarrollada obedece a la conocida como perceptrón multicapa o MLP en su acepción inglesa (MultiLayer Perceptron) mediante el programa SPSS, v.28.

La red contemplada y las capas que la conforman pueden apreciarse en la Figura 1.

Figure 1. Modelo de redes neuronales artificiales considerado.



Fuente: Elaboración Propia

Nota: Σ : Suma ponderada $\rightarrow \sum w_i x_i + sesgo = w_1 x_1 + w_2 x_2 + w_3 x_3 + w_4 x_4 + w_5 x_5 + w_6 x_6 + sesgo$

f: Función de activación (tipo sigmoide).

Variables de la capa de entrada:

slp: situación laboral del padre.

slm: situación laboral de la madre.

esp: nivel académico del padre.

esm: nivel académico de la madre.

ecf: nivel económico familiar.

dss: dinero semanal destinado al ocio.

Variables de la capa de salida:

fva: frecuencia vital de consumo de alcohol.

fvt: frecuencia vital de consumo de tabaco.

fvm: frecuencia vital de consumo de marihuana.

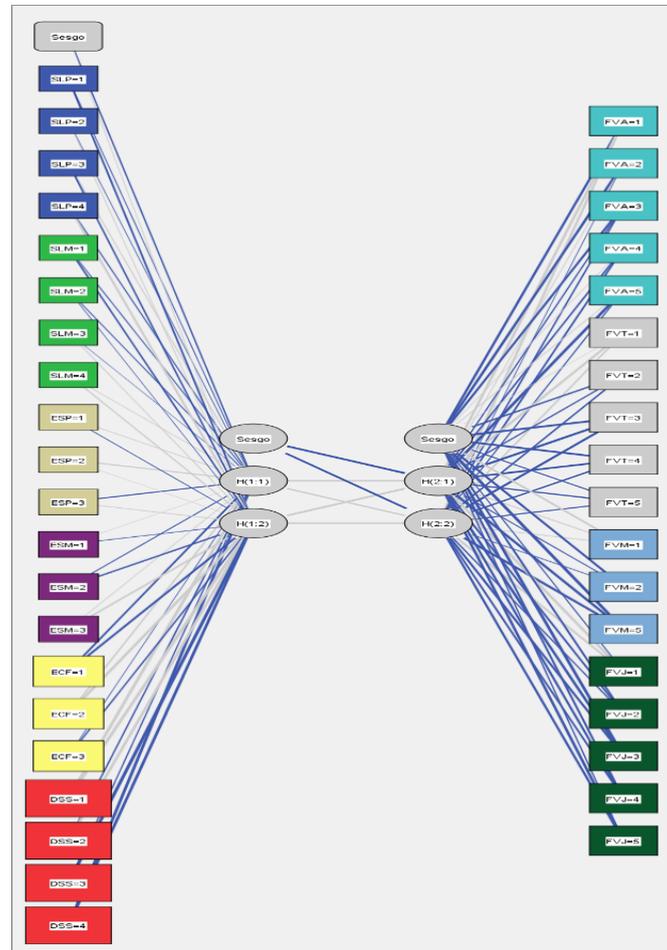
fvj: frecuencia vital de juegos de azar/ocio

Resultados

Tras la implementación del análisis, en primer lugar, se presentan los resultados del resumen del modelo (Figura 2).

Resumen del modelo

Figure 2. Modelo de redes neuronales artificiales inferido.



Fuente: Elaboración Propia.

Nota:

- Ponderación sináptica $w > 0$
- Ponderación sináptica $w < 0$

Como puede apreciarse el modelo está integrado por un total de 6 predictores, identificados con diversos colores, y que conforman la capa de entrada junto al término de sesgo. A su vez cada predictor se desglosa en los niveles que conforman cada una de esos predictores (consultar apartado de variables del estudio para un mayor detalle). En las capas ocultas puede observarse la presencia de los 2 términos de sesgo, así como 4 capas ocultas (H1:1, H1:2, H2:1 y H2:2) conformadas por la ponderación de pesos sinápticos ($w < 0$ y $w > 0$) y la función de activación considerada, en nuestro caso, de tipo sigmoide. Los pesos sinápticos no se explicitan en el gráfico del modelo, pero si pueden consultarse en los anexos. Finalmente, desde dichas capas ocultas parten otros pesos sinápticos ($w < 0$ y $w > 0$) que llegan a los diversos niveles de las 4 variables que tienen el rol de variables dependientes, o variables predichas en el modelo (identificadas con diversos colores y también desglosadas en los niveles que las conforman).

En esencia y como indican López-Montesinos et al. (2022) y Hu y Hwang (2018) un peso positivo ($w > 0$) amplifica la señal de entrada cuando ésta también es positiva, o lo que es lo mismo y en analogía a las sinapsis biológicas, tendría una contribución excitatoria. Esto significa que la entrada favorece que la salida de la neurona se active (por ejemplo, en una red neuronal con activaciones, en nuestro caso de

tipo sigmoide). En tareas como la clasificación, un peso positivo asociado a una entrada puede indicar que dicha característica contribuye a aumentar la probabilidad de pertenencia a una determinada clase. Por el contrario, los pesos sinápticos negativos ($w < 0$) tienen una contribución inhibitoria, lo que implica que la entrada tiende a suprimir la activación de la neurona. En este sentido, los pesos negativos son útiles para indicar que ciertas características tienen un efecto opuesto o desfavorable en una salida específica.

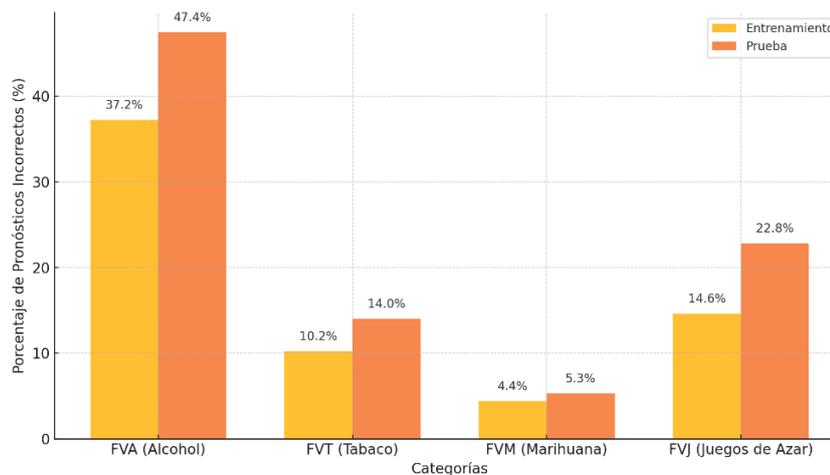
Precisión y ajuste del modelo inferido

Para evaluar el modelo inferido hay que centrarse en dos criterios fundamentales (Priddy, y Keller, 2005). Por una parte, el porcentaje de pronóstico incorrecto, tanto en el entrenamiento, como en la prueba a partir de las tablas de confusión. Por otra parte, también tendremos en cuenta los resultados obtenidos en las curvas ROC (Receiver Operating Characteristic).

Porcentaje de pronósticos incorrectos, tanto en el entrenamiento, como en la prueba a partir de las tablas de confusión

Con Di Franco y Santurro (2021) se puede destacar que el análisis de redes neurales artificiales trabaja con dos conceptos básicos. El primero es el entrenamiento y el segundo es la prueba. Durante el entrenamiento el modelo aprende patrones a partir de un conjunto de datos etiquetados. El objetivo es ajustar los pesos de la red neuronal para minimizar el error en las predicciones. Por su parte, en el período de prueba se evalúa en qué grado el modelo, ya entrenado, puede generalizar a datos nuevos y desconocidos. Es decir, se verifica su desempeño en datos que no se usaron durante el entrenamiento. Los resultados a este respecto son los observables en la Figura 3.

Figure 3. Porcentajes de pronósticos incorrectos en entrenamiento vs prueba.



Fuente: Elaboración Propia

Como puede apreciarse en el gráfico inmediatamente anterior el modelo ha mostrado un rendimiento aceptable durante el entrenamiento, con un promedio de pronósticos incorrectos del 16,6%. Sin embargo, se observaron dificultades específicas para predecir correctamente la frecuencia vital de consumo de alcohol (FVA), con un porcentaje de errores del 37,2%, siendo esta la variable más problemática. Las demás categorías presentan un menor porcentaje de error, destacándose la predicción más precisa en la frecuencia vital de consumo de marihuana (FVM) con 4,4%. En definitiva, en modelo ha mostrado un porcentaje global correcto en el entrenamiento que asciende al 83,4%.

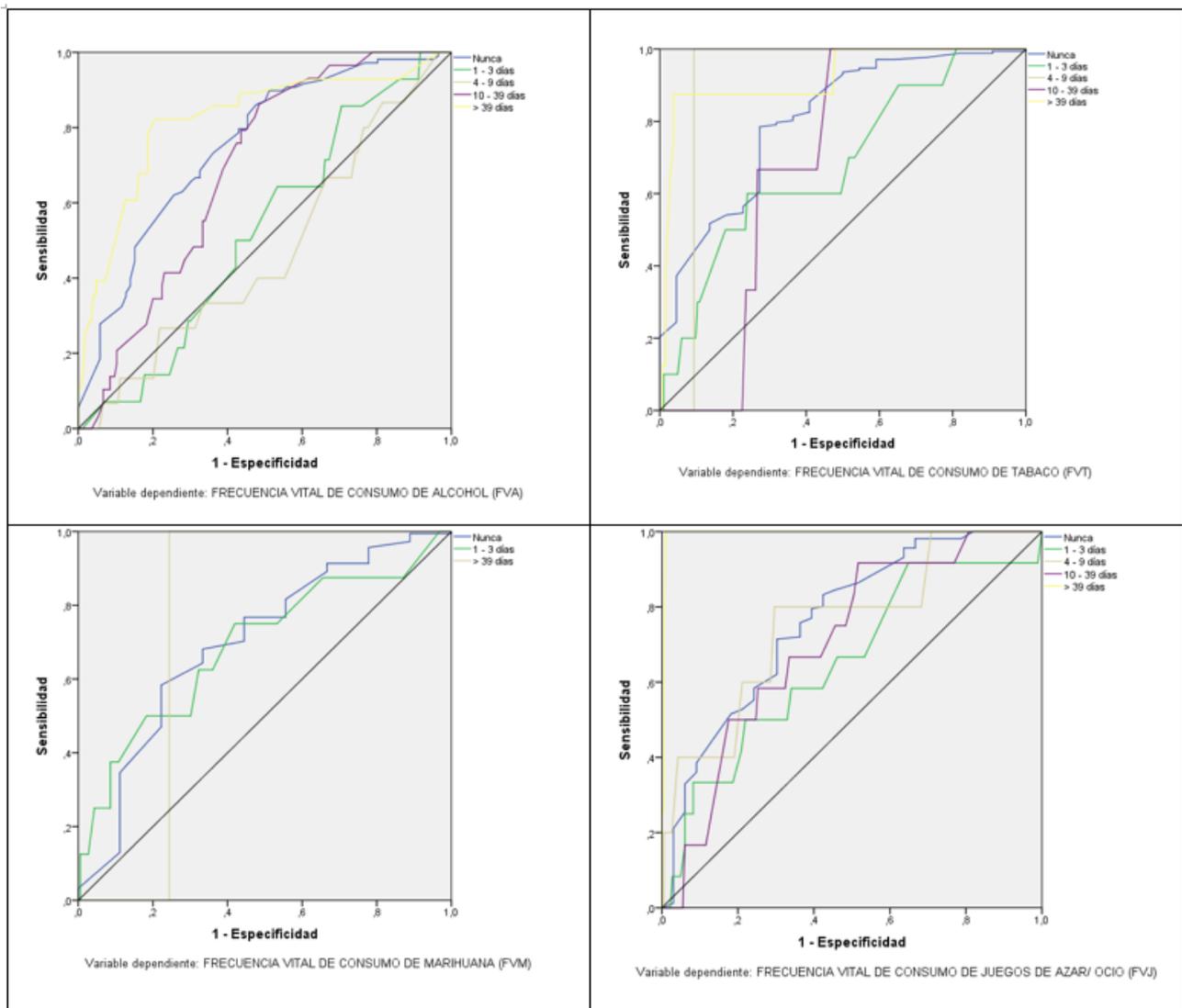
Por lo que respecta a la prueba, el promedio de pronósticos incorrectos aumentó al 22,4%, indicando una disminución en el rendimiento del modelo en datos no vistos. Nuevamente, la frecuencia vital de consumo de alcohol (FVA) presentó el mayor porcentaje de errores (47,4%), lo que resalta una dificul-

tad significativa en su predicción. En cambio, la frecuencia vital de consumo de marihuana (FVM) mantuvo un desempeño más robusto con un porcentaje de error bajo (5,3%). Las demás categorías, como el consumo de tabaco y juegos de azar, también presentaron un incremento en los errores respecto al entrenamiento. En conclusión, el modelo ha mostrado un porcentaje global correcto en la prueba del 77.6%.

Curvas ROC

El análisis de las curvas ROC y sus respectivas áreas bajo la curva (AUC) permite evaluar el desempeño del modelo para predecir distintas categorías de frecuencia vital de consumo (alcohol, tabaco, marihuana y juegos de azar/ocio). A continuación, en la Figura 4, se presenta los resultados obtenidos, así como su interpretación.

Figure 4. Curvas ROC correspondientes a las 4 variables pronosticadas.



Fuente: Elaboración Propia

El eje "x" muestra el valor de "1 - Especificidad" (Tasa de Falsos Positivos, FPR). Valores más cercanos a cero indican una menor proporción de falsos positivos. Por su parte el eje "y" muestra la "Sensibilidad" (Tasa de Verdaderos Positivos, TPR). Valores más cercanos a uno indican una mayor proporción de verdaderos positivos. La línea diagonal (línea negra) representa el rendimiento de un modelo aleatorio, con un AUC (Area Under Curve/área bajo la curva) igual a 0,5. Las curvas ROC que se encuentran por encima

de esta línea representan un rendimiento mejor que el azar. Por esta razón se ha centrado la atención en las áreas bajo la curva obtenidas para cada uno de los niveles de las variables predichas y a partir de las mismas se interpretará la calidad de los pronósticos inferidos

Como se puede observar en la tabla1, se recoge el Área Bajo la Curva (AUC) para cada uno de los niveles de consumo predichos. Un AUC superior a 0,7 se considera aceptable, superior a 0,8 como bueno y superior a 0,9 como excelente. En relación con la frecuencia vital del consumo de alcohol (FVA) el modelo tiene un desempeño moderado a bueno para predecir las categorías "Nunca" (0,753), "10 - 39 días" (0,690) y "> 39 días" (0,821). Sin embargo, muestra un rendimiento cercano al azar en "1 - 3 días" (0,524) y "4 - 9 días" (0,471), lo que indica dificultad para distinguir correctamente estas frecuencias. Por lo que respecta a la frecuencia vital del consumo de tabaco (FVT) el modelo muestra un excelente rendimiento para las categorías "4 - 9 días" (0,907) y "> 39 días" (0,922), indicando una gran capacidad para distinguir estos casos. Las categorías "Nunca" (0,804) y "1 - 3 días" (0,683) presentan un desempeño bueno, aunque con margen de mejora. Por lo que respecta a la frecuencia vital del consumo de marihuana (FVM) el rendimiento del modelo para las categorías "Nunca" (0,699) y "> 39 días" (0,756) es moderado, pero existe margen de mejora. La categoría "1 - 3 días" (0,689) también se encuentra en un rango aceptable pero limitado, reflejando cierta dificultad en las predicciones. Finalmente, sobre la frecuencia vital de consumo de juegos de azar (FVJ) el modelo tiene un rendimiento excepcional para la categoría "> 39 días" (0,995), lo que indica una casi perfecta discriminación de esta frecuencia. Por su parte, las categorías "Nunca" (0,764), "4 - 9 días" (0,754) y "10 - 39 días" (0,708) presentan un desempeño bueno a moderado. Sin embargo, la categoría "1 - 3 días" (0,652) refleja un rendimiento más limitado.

Tabla 1. Áreas bajo curvas obtenidas por cada una de las variables pronosticadas y los niveles que las conforman.

| Variables pronosticadas y niveles que las conforman | Área bajo curva (AUC) | |
|---|-----------------------|------|
| Frecuencia vital de consumo de alcohol (FVA) | Nunca | ,753 |
| | 1 - 3 días | ,524 |
| | 4 - 9 días | ,471 |
| | 10 - 39 días | ,690 |
| | > 39 días | ,821 |
| Frecuencia vital de consumo de tabaco (FVT) | Nunca | ,804 |
| | 1 - 3 días | ,683 |
| | 4 - 9 días | ,907 |
| | 10 - 39 días | ,686 |
| | > 39 días | ,922 |
| Frecuencia vital de consumo de marihuana (FVM) | Nunca | ,699 |
| | 1 - 3 días | ,689 |
| | > 39 días | ,756 |
| Frecuencia vital de consumo de juegos de azar/ ocio (FVJ) | Nunca | ,764 |
| | 1 - 3 días | ,652 |
| | 4 - 9 días | ,754 |
| | 10 - 39 días | ,708 |
| | > 39 días | ,995 |

Importancia de los predictores del modelo inferido

El programa del cálculo por el que se ha implementado en análisis RNA, es decir, SPSS utiliza un enfoque basado en la sensibilidad de los valores de salida de la red a cambios en los valores de entrada para calcular la importancia de cada uno de los predictores individualmente en un análisis de redes neuronales. En este sentido, el programa calcula dos parámetros. En primer lugar, la importancia bruta, que está comprendida entre valores de 0 a 1, fundamentada en el producto de los pesos sinápticos asociados a dicho predictor a lo largo de las conexiones que llevan a la salida de la red. En segundo lugar, contempla también la importancia normalizada. Para ello, la importancia bruta de cada predictor se divide entre la mayor importancia bruta resultante. Este procedimiento de cálculo genera un valor entre 0% y 100%, que es la importancia normalizada.

Con todos estos precedentes los resultados obtenidos por nuestros predictores, tanto a nivel de importancia bruta, como normalizada pueden apreciarse en los siguientes dos gráficos (Figuras 5 y 6).

Figure 5. Importancia bruta de cada predictor del modelo.

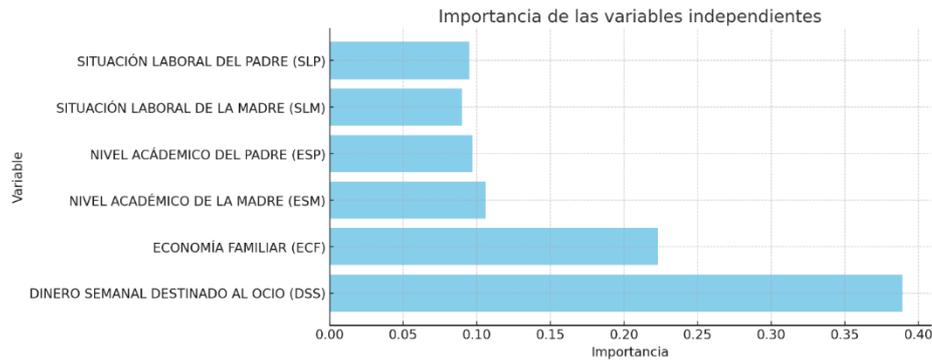
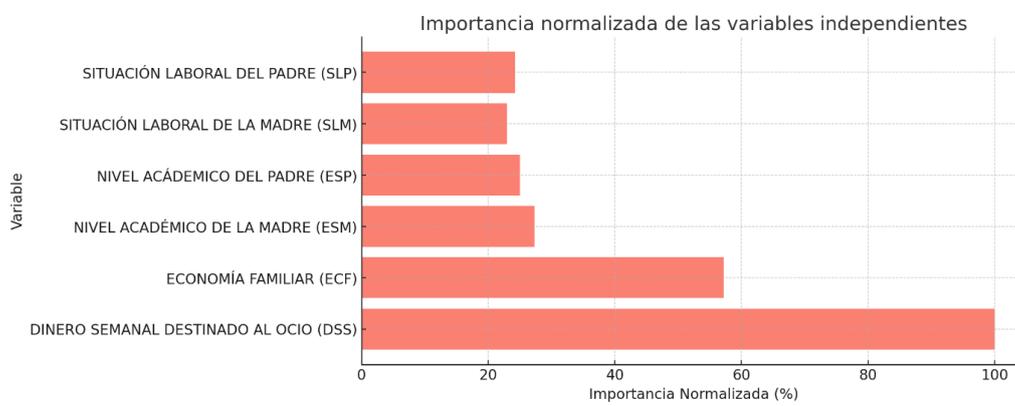


Figure 6. Importancia estandarizada de cada predictor del modelo



A tenor de los resultados obtenidos se puede afirmar que el RNA arroja que el predictor más importante es Dinero semanal destinado al ocio (DSS), con una importancia normalizada del 100%, lo que significa que se utiliza como referencia para medir la relevancia de los demás predictores. En segundo lugar, se encuentra la Economía familiar (ECF) con una importancia normalizada del 57,2%. Hasta cierto punto, este resultado era esperable, dado que la frecuencia vital del uso de drogas y prácticas de ocio necesitan de financiación para su desarrollo y, por tanto, la situación económica familiar, como el dinero disponible semanalmente se ha considerado como factores predictores más relevantes.

Por otro lado, el predictor con menor importancia relativa es Situación laboral de la madre (SLM), con una importancia normalizada de 23%. En clave parecida se encuentran los predictores relacionados con los niveles académicos y situaciones laborales de los padres (SLP, ESP y ESM).

Discusión

El modelo es útil por que capta relaciones complejas, aunque presenta dificultades para medir el consumo esporádico y moderado.

Este se distingue bien entre los extremos, pero tiene dificultad para predecir valores intermedios, esto puede deberse a que se refiere a conductas cambiantes o ambiguas, así como a la falta de variables que ayuden a explicar mejor estos comportamientos.

Este RNA, prueba que se ha utilizado para alcanzar el fin propuesto en esta investigación, tiene como objetivo permitir explicar qué consumo hacen los deportistas federados de 12 a 18 años en relación con variables sociodemográficas familiares, como económicas, educativas y laborales. En total, se analizaron diez variables, basados en una muestra de 256 participantes.

Los resultados del metaanálisis permitieron conocer variables predictivas sobre la relación entre la influencia parental y el consumo adictivo en la adolescencia. En primer lugar, los datos económicos mostraron una gran predicción en relación con el consumo en la población adolescente. En segundo lugar, las formas de influencia parental menos consideradas, la educación familiar y la situación laboral, no se asociaron como predictores principales con los niveles de consumo.

En conjunto, la RNA es útil por que capta las relaciones complejas, aunque muestra dificultades para medir bien un consumo medio y bajo entre las distintas sustancias. No obstante, los hallazgos indican que la relación entre las variables familiares y los niveles de consumo en menores pueden identificar altos niveles de consumo y la ausencia de ellos.

Los resultados de la RNA muestran que las influencias relacionadas con el dinero son los predictores principales con los niveles consumo de sustancias en vida en los deportistas adolescentes. Este hallazgo es coherente con los resultados de la revisión sistemática que realizó en 2021 Nawi et al., en la cual se examinó el papel de la educación de las familias en relación con el valor del dinero sobre los adolescentes, mostrando menores niveles de consumo adictivo cuando existe una mayor educación con el uso responsable del dinero. Además, los análisis de disponibilidad económica realizados sobre la etapa de la adolescencia indicaron que la asociación entre una mayor disponibilidad económica y un estilo de vida peligroso se mantiene consistente a lo largo de este periodo tal y como indica Lozza et al., (2023). No obstante, se observaron algunos efectos que modifican estos resultados relacionados con el nivel socioeconómico con otras variables del estudio, como la influencia del contexto o la educación parental (Aschengrau et al., 2021; Hammond et al., 2021), lo que justifica la necesidad de discutir estos hallazgos con mayor contexto para su comprensión de manera holística. Los factores socioeconómicos de los progenitores dentro de este estudio se muestran más importantes que su nivel académico o laboral.

En lo que respecta a la predicción entre el consumo adictivo y los niveles máximos de educación de los progenitores, los resultados indican que no tiene un alto peso como factor predictor. Este hallazgo concuerda con los resultados del meta-análisis realizado por Sugimura et al. (2023) donde se observa que la influencia entre la familia y el adolescente va reduciéndose a lo largo de esta etapa, aumentando las relaciones entre los pares, y culminándose en la adolescencia tardía. Sin embargo, contrasta con aquellas perspectivas que proponen que no solo el peso de las familia propias, sino que el nivel educativo de familias de los pares más cercanos deben de tenerse en consideración en la educación sobre las drogas (Jang y Kim, 2023), implicando un aprendizaje a través de la observación y la interacción directa con estas familias o la asociación, según el uso de datos obtenidos de distintos países europeos, de un nivel bajo de estudios por parte parental y el consumo de sustancias en la población adolescente (Garra et al., 2020). Además, consideramos que se debe tener muy en cuenta el nivel de disponibilidad de esa sustancia: Alejandro (2011) señala que drogas de fácil disposición (legales) como el alcohol o el tabaco tienen una importancia en el contexto social de los jóvenes. Afirma que existe una relación significativa en el consumo de alcohol dentro del seno familiar y en el ámbito social cercano del joven afianzando su identidad satisfaciendo el sentimiento de pertenencia a su grupo de iguales.

Por otro lado, no se observaron importantes fuerzas predictivas en la relación entre la situación laboral familiar y el consumo en vida de sustancias. Este resultado contradice la teoría que sostiene que las familias con altos ingresos por una situación laboral adecuada tienden a tener una mayor cantidad de recursos para la intervención en salud. Una posible explicación es que la población activa es menos capaz de supervisar a sus hijos con precisión, por ausencia de tiempo, e incrementa la posibilidad de desarrollar trastornos por uso de sustancias (Sun, 2025; Diler et al., 2022). En relación con el consumo de juego de azar, se ha observado en esta investigación que esta actividad tiene una frecuencia media-alta (0,652) en periodos de 1 a 3 días. Cifras que pueden ir en aumento tal y como expresan López del Hoyo et al. (2022) donde citando al Gobierno Español, afirma que el consumo de juegos de azar se ha normalizado y que el 64,2% de la población ha jugado en los últimos 12 meses. Siguiendo con esta línea, Pérez Albéniz et al. (2020) tienen como resultados que el 20,6% de los adolescentes que participaron en el estudio jugaron juegos de azar en el último año.

Conclusiones

Este estudio mediante RNA es un modelo predictivo entre la asociación entre las variables sociodemográficas parentales y el consumo adictivo de alcohol, tabaco, cannabis y juego con dinero en adolescentes deportistas de 12 a 18 años. Los hallazgos respaldan la idea de que las adicciones comportamentales en adolescentes tienden a ser más alto cuando tienen una disponibilidad económica más alta para el ocio semanal y cuando la familia tiene un nivel socioeconómico alto. En cuanto a las variables sobre la educación familiar, no se encontró una fuerte predicción entre los niveles de consumo adictivo en adolescentes y el nivel más alto de estudio parentales. La situación laboral de los progenitores mostró que esta influencia parental y el tipo de consumo adictivo fueron similares a los resultados predictivos de la educación familiar. Este estudio puede servir como prevención de cómo las familias y sus características sociodemográficas pueden ejercer una influencia positiva o negativa sobre los comportamientos relacionados con el consumo de sustancias adictivas.

Limitaciones y perspectivas futuras

Este estudio presenta las siguientes limitaciones:

Primero, la investigación se centra únicamente en la predicción entre las características familiares y el nivel de consumo adictivo adolescentes de deportistas federados de 12 a 18 años. La mayoría de los estudios identificados en la literatura, aunque basado en correlaciones, tiene una mayor cantidad de variables contextuales para su explicación.

En segundo lugar, los datos sobre el nivel económico, educativo y laboral familiar y la frecuencia en vida de comportamientos adictivos, puede conllevar a limitaciones comunes sobre la autopercepción, pudiendo tener respuestas susceptibles a problemas de memoria o posibles sesgos de deseabilidad social. Aunque esta última limitación se encuentra en encuestas de tipo administradas y con registro de datos identificativos.

En tercer lugar, otros de estudios examinan los procesos de socialización entre progenitores y adolescentes como el estilo de crianza, el apoyo deportivo o la situación de la relación entre progenitores. Por tanto, nuestros hallazgos se limitan a la relación entre las principales características de influencia familiar y el consumo adictivo, y no abordan patrones sociales adolescentes en contextos familiares..

Por último, los bajos resultados predictivos relacionados con los consumos leves y moderados podrían indicar la necesidad de más variables que analicen las influencias en la participación en conductas adictivas en adolescentes. Por otra parte, la literatura ha documentado un aumento de otras sustancias en ascenso como son los cigarrillos electrónicos y realizar diferenciaciones entre el juego de azar presencial y online (Ministerio de Sanidad, 2024).

Además, la mayor contextualización de los entornos mediante variables como la presión de grupo, factores intrapersonales y relaciones entre iguales son identificadores clave para el conocimiento de los cambios de conducta que sucede en esta etapa (Lin & Gou, 2024). Es de gran importancia que futuros estudios examinen cómo las familias se relacionan con estas nuevas conductas sociales, cambios intrapersonales y las nuevas sustancias adictivas y cómo se puede predecir las conductas adictivas en esta etapa.

Referencias

- Alatawi, K. K. Z., Albalawi, K. S. D., Aljuhani, A. A. M., Albalawi, N. S. D., Alalawy, A. I., & Oyouni, A. A. A. (2022). Drug detection tests and the important factors and effects of the development of addiction. *Journal of King Saud University - Science*, 34(5), 102093. <https://doi.org/10.1016/j.jksus.2022.102093>
- Alejandro, M. H. (2011). Consumo dealcohol y drogas en adolescentes. *Revista Médica Clínica Las Condes*, 22(1), 98-109. [https://doi.org/10.1016/S0716-8640\(11\)70397-2](https://doi.org/10.1016/S0716-8640(11)70397-2)

- Aschengrau, A., Grippo, A., & Winter, M. R. (2021). Influence of Family and Community Socioeconomic Status on the Risk of Adolescent Drug Use. *Substance Use & Misuse*, 56(5), 577-587. <https://doi.org/10.1080/10826084.2021.1883660>
- Asensio-Hernández, M., & Jiménez-Martín, P.-J. (2022). Evaluación de la calidad del diseño de los programas de prevención de drogodependencias de la Red Aragonesa de Escuelas Promotoras de la Salud que incluyen actividad físico-deportiva como recurso de intervención 2010-2016. *Ágora para la Educación Física y el Deporte*, 24, Article 24. <https://doi.org/10.24197/aefd.24.2022.117-139>
- Bronfenbrenner, U. (1987). La ecología del desarrollo humano: Experimentos en entornos naturales y diseñados. <https://dialnet.unirioja.es/servlet/libro?codigo=53045>
- Carbonneau, R., Vitaro, F., Brendgen, M., Boivin, M., Côté, S. M., & Tremblay, R. E. (2024). Differential Association of Preadolescent Risk Factors Across Developmental Patterns of Adolescent Concurrent Gambling Participation and Substance Use. *Journal of Gambling Studies*, 40(4), 1965-1985. <https://doi.org/10.1007/s10899-024-10358-8>
- Contreras, L. M. V., Cid, F. M., Ferro, E. F., Tobar, B. U., Herraz, C. C., Cardenas, R. G., Leon, C. R., & Villacura, A. V. (2024). Autoestima y hábitos de vida saludable en estudiantes universitarios del área de la salud y pedagogía de una Universidad de Santiago de Chile (Self-esteem and healthy lifestyle habits in university students in the area of health and pedagogy at a University in Santiago de Chile). *Retos*, 60, 666-671. <https://doi.org/10.47197/retos.v60.106162>
- Cummins, K., & Lu, Y. (2022). Adolescents' Perceptions of Substance Use Harms are Contingent on Mode of Administration and Type of Substance. *Substance Abuse: Research and Treatment*, 16, 11782218221119584. <https://doi.org/10.1177/11782218221119584>
- Delcea, C., Nica, I., Ionescu, Ștefan, Cibu, B., & Țibrea, H. (2024). Mapping the Frontier: A Bibliometric Analysis of Artificial Intelligence Applications in Local and Regional Studies. *Algorithms*, 17(9), Article 9. <https://doi.org/10.3390/a17090418>
- Di Franco, G., & Santurro, M. (2021). Machine learning, artificial neural networks and social research. *Quality & Quantity*, 55(3), 1007-1025.
- Diler, R. S., Merranko, J. A., Hafeman, D., Goldstein, T. R., Goldstein, B. I., Hower, H., Gill, M. K., Axelson, D. A., Ryan, N., Strober, M., Keller, M. B., Yen, S., Hunt, J. I., Weinstock, L. M., Iyengar, S., & Birmaher, B. B. (2022). Higher socioeconomic status and less parental psychopathology improve prognosis in youths with bipolar disorder. *Journal of Affective Disorders*, 302, 185-193. <https://doi.org/10.1016/j.jad.2022.01.058>
- Drost, E. A. (2011). Validity and Reliability in Social Science Research. *Education Research and Perspectives*, 38(1), 105-123.
- Duggan, B., & Mohan, G. (2023). A Longitudinal Examination of Young People's Gambling Behaviours and Participation in Team Sports. *Journal of Gambling Studies*, 39(2), 541-557. <https://doi.org/10.1007/s10899-022-10175-x>
- Fagan, M. J., Duncan, M. J., Bedi, R. P., Puterman, E., Leatherdale, S. T., & Faulkner, G. (2022). Physical activity and substance use among Canadian adolescents: Examining the moderating role of school connectedness. *Frontiers in Public Health*, 10. <https://doi.org/10.3389/fpubh.2022.889987>
- Ganson, K. T., Rodgers, R. F., Murray, S. B., & Nagata, J. M. (2022). Associations between muscle-building exercise and concurrent e-cigarette, cigarette, and cannabis use among U.S. adolescents. *PLOS ONE*, 17(12), e0278903. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0278903>
- Gerra, G., Benedetti, E., Resce, G., Potente, R., Cutilli, A., & Molinaro, S. (2020). Socioeconomic Status, Parental Education, School Connectedness and Individual Socio-Cultural Resources in Vulnerability for Drug Use among Students. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 17(4), Article 4. <https://doi.org/10.3390/ijerph17041306>
- Gil-Vera, V. D., Quintero-López, C., Gil-Vera, V. D., & Quintero-López, C. (2021). Predicción del rendimiento académico estudiantil con redes neuronales artificiales. *Información tecnológica*, 32(6), 221-228. <https://doi.org/10.4067/S0718-07642021000600221>
- Hammond, M. A., Khurana, A., & Stormshak, E. A. (2021). Adolescent measures of family socioeconomic status: Reliability, validity, and effects on substance use behaviors in adolescence and young adulthood. *Preventive Medicine Reports*, 21, 101317. <https://doi.org/10.1016/j.pmedr.2021.101317>
- Hu, Y. H., & Hwang, J. N. (Eds.). (2018). *Handbook of neural network signal processing*. CRC Press.



- Hutchison, M., & Russell, B. S. (2021). Community Coalition Efforts to Prevent Adolescent Substance Use: A Systematic Review. *Journal of Drug Education*, 50(1-2), 3-30. <https://doi.org/10.1177/00472379211016384>
- Jang, H., & Kim, J. (2023). Peers' parental education and cardiovascular disease risk in adulthood: The mediating role of health-related behaviors. *Social Science & Medicine*, 320, 115673. <https://doi.org/10.1016/j.socscimed.2023.115673>
- Kılıç, S. (2016). Cronbach's alpha reliability coefficient. *Journal of Mood Disorders*, 6 (1), 47. <https://doi.org/10.5455/jmood.20160307122823>
- Klamert, L., Craike, M., Bedi, G., Kidd, S., Pascoe, M. C., & Parker, A. G. (2023). Behaviour change techniques in physical activity-focused interventions for young people at risk of problematic substance use: A systematic review and meta-analysis. *Early Intervention in Psychiatry*, 17(12), 1139-1153. <https://doi.org/10.1111/eip.13467>
- Lin, J., & Guo, W. (2024). The Research on Risk Factors for Adolescents' Mental Health. *Behavioral Sciences*, 14(4), 263. <https://doi.org/10.3390/bs14040263>
- López-Del-Hoyo, Y., Monreal-Bartolomé, A., Aisa, P., Pérez-Aranda, A., Plana, C., Poblador, J. A., Casterad, J., García-Campayo, J., & Montero-Marin, J. (2022). The Gambling Habits of University Students in Aragon, Spain: A Cross-Sectional Study. *International journal of environmental research and public health*, 19(8), 4553. <https://doi.org/10.3390/ijerph19084553>
- Lozza, E., Jarach, C. M., Sesini, G., Marta, E., Lugo, A., Santoro, E., Gallus, S., HBSC Lombardy Committee 2018, & members of the HBSC Lombardy Committee 2018. (2023). Should I give kids money? The role of pocket money on at-risk behaviors in Italian adolescents. *Annali Dell'Istituto Superiore Di Sanita*, 59(1), 37-42. https://doi.org/10.4415/ANN_23_01_06
- Mariani, A. C., & Williams, A. R. (2021). Perceived risk of harm from monthly cannabis use among US adolescents: National Survey on drug Use and Health, 2017. *Preventive Medicine Reports*, 23, 101436. <https://doi.org/10.1016/j.pmedr.2021.101436>
- Ministerio de Sanidad. (2022). Informe 2022. Alcohol, tabaco y drogas ilegales en España. Ministerio de Sanidad.
- Ministerio de Sanidad. (2024). EDADES. Encuesta sobre Alcohol y Drogas en España.
- Ministerio de Sanidad. (2024). Informe sobre Adicciones Comportamentales y Otros Trastornos Adictivos 2024: Indicador admitidos a tratamiento por adicciones comportamentales. Juego de azar, uso de videojuegos, uso problemático de internet y otros trastornos adictivos en las encuestas de drogas en España EDADES y ESTUDES.
- Montesinos López, O. A., Montesinos López, A., & Crossa, J. (2022). Fundamentals of artificial neural networks and deep learning. In *Multivariate statistical machine learning methods for genomic prediction* (pp. 379-425). Cham: Springer International Publishing.
- Montgomery, L., Vaughn, L. M., & Jacquez, F. (2022). Engaging Adolescents in the Fight Against Drug Abuse and Addiction: A Concept Mapping Approach. *Health Education & Behavior*, 49(2), 272-280. <https://doi.org/10.1177/10901981211068416>
- Motyka, M. A., & Al-Imam, A. (2022). Causes of Drug Initiation among Adolescents. *Canadian Journal of Family And Youth*, 14(1), 63-81.
- Namdeo, S. K., & Rout, S. D. (2017). Calculating and interpreting Cronbach's alpha using Rosenberg assessment scale on paediatrician's attitude and perception on self esteem. *International Journal Of Community Medicine And Public Health*, 3(6), 1371-1374. <https://doi.org/10.18203/2394-6040.ijcmph20161448>
- Nawi, A. M., Ismail, R., Ibrahim, F., Hassan, M. R., Manaf, M. R. A., Amit, N., Ibrahim, N., & Shafurdin, N. S. (2021). Risk and protective factors of drug abuse among adolescents: A systematic review. *BMC Public Health*, 21(1), 2088. <https://doi.org/10.1186/s12889-021-11906-2>
- Organización Mundial de la Salud. (2023). World Drug Report 2023.
- Pérez-Albéniz, A., Gil, M., Díez-Gómez, A., Martín-Seoane, G., & Lucas-Molina, B. (2021). Gambling in Spanish Adolescents: Prevalence and Association with Mental Health Indicators. *International journal of environmental research and public health*, 19(1), 129. <https://doi.org/10.3390/ijerph19010129>
- Priddy, K.L. & Keller, P.E. (2005). *Artificial Neural Networks: An Introduction*. Spie Digital Library. <https://doi.org/10.1117/3.633187>

- Rodríguez-Ruiz, J., Zych, I., Llorent, V. J., Marín-López, I., Espejo-Siles, R., & Nasaescu, E. (2023). A longitudinal study of protective factors against substance use in early adolescence. An ecological approach. *International Journal of Drug Policy*, 112, 103946. <https://doi.org/10.1016/j.drugpo.2022.103946>
- Song, L., Huang, Z., Yang, S., Bu, D., Yi, N., & Zheng, X. (2024). Effectiveness of short-term exercise on drug rehabilitation effect for drug abusers: A systematic review and meta-analysis. *International Journal of Sport and Exercise Psychology*, 22(9), 2111-2136. <https://doi.org/10.1080/1612197X.2023.2264298>
- Steinberg, L. (2022). *Adolescence* (13th edition). McGraw-Hill Higher Education.
- Sugimura, K., Hihara, S., Hatano, K., Nakama, R., Saiga, S., & Tsuzuki, M. (2023). Profiles of Emotional Separation and Parental Trust from Adolescence to Emerging Adulthood: Age Differences and Associations with Identity and Life Satisfaction. *Journal of Youth and Adolescence*, 52(3), 475-489. <https://doi.org/10.1007/s10964-022-01716-z>
- Sun, S. (2025). Racial/Ethnic Heterogeneity in Parental Wealth and Substance Use from Adolescence to Young Adulthood. *Journal of Racial and Ethnic Health Disparities*, 12(1), 531-542. <https://doi.org/10.1007/s40615-023-01893-y>
- Thompson, T. P., Horrell, J., Taylor, A. H., Wanner, A., Husk, K., Wei, Y., Creanor, S., Kandiyali, R., Neale, J., Sinclair, J., Nasser, M., & Wallace, G. (2020). Physical activity and the prevention, reduction, and treatment of alcohol and other drug use across the lifespan (The PHASE review): A systematic review. *Mental Health and Physical Activity*, 19, 100360. <https://doi.org/10.1016/j.mhpa.2020.100360>
- Wingarter, D. G., Santos, E. G. de O., & Barbosa, I. R. (2020). Uso de redes neurais artificiais para classificação de municípios quanto à vulnerabilidade social no Estado do Rio Grande do Norte, Brasil. *Cadernos de Saúde Pública*, 36, e00038319. <https://doi.org/10.1590/0102-311X00038319>
- Zhang, S., Wu, S., Wu, Q., Durkin, D. W., & Marsiglia, F. F. (2021). Adolescent drug use initiation and transition into other drugs: A retrospective longitudinal examination across race/ethnicity. *Addictive Behaviors*, 113, 106679. <https://doi.org/10.1016/j.addbeh.2020.106679>

Datos de los/as autores/as y traductor/a:

Juan Carlos Armenteros Mayoral
Lindsay Michelle Vázquez
Clemente Rodríguez Sabiote
Daniel Álvarez-Ferrándiz

jcarn271200@gmail.com
lindsay@ugr.es
clerosa@ugr.es
dalferrandiz@ugr.es

Autor/a
Autor/a
Autor/a
Autor/a