

**HERRAMIENTA MACHINE LEARNING DE APOYO PARA LOS
PROFESIONALES DE LA SALUD MENTAL, PARA LA TOMA DE DECISIÓN EN
LA REMISIÓN DE UN SERVICIO DE ATENCIÓN Y VALORACIÓN
PSICOLÓGICA POR DEPRESIÓN**

Adrián Rey Herrera areyh@libertadores.edu.co

David Mauricio Forero dmforero@libertadores.edu.co

Paola Borray Buitrago pyborrayb@libertadores.edu.co

Asesor: José John Fredy Gonzalez Veloza

Fundación Universitaria Los Libertadores

RESUMEN

En este trabajo se desarrolló una herramienta de apoyo para los profesionales de la salud mental basado en el modelo de aprendizaje automatizado *Light Gradient Boosting Machine*, con la finalidad de poder clasificar los casos que requieren atención psicológica de carácter prioritario y también aquellos que pueden ser tratados bajo otras técnicas o especialidades. El modelo realizado en la presente investigación tiene un grado de error del 5% en la clasificación de personas que requieren tratamiento urgente por depresión y deberían consultar a un profesional para la validación de un diagnóstico o que no presentan alguna queja a nivel psicológico. Las métricas del modelo final están por encima del 0,94 lo cual indica que es un modelo con alto nivel de precisión a la hora de realizar la clasificación. Este modelo entrenado y transportado a un formulario puede ser una herramienta de ayuda a los profesionales en el área de salud mental.

Palabras claves: Random Forest, salud mental, árbol de decisión, modelo de clasificación, depresión, triage psicológico.

ABSTRACT

In this work, a support tool for mental health professionals was developed with the automated learning model light gradient boosting machine in order to classify those cases that require priority psychological attention and those that can be treated under other techniques or specialties. The model performed in the present work has an error rate of 5% in the classification of people who require urgent treatment for depression, should consult a professional for the validation of a diagnosis or who do not present any complaint at the psychological level. The metrics of the final model are above 0,94 which indicates that it is a model with a high level of accuracy when making such classification, this model trained and transported to a form can be a tool to help professionals in the mental health area.

Key words: Random Forest, mental health, decision tree, classification model, depression, psychological triage.

INTRODUCCIÓN

Actualmente, la sociedad se ve permeada por el uso de la tecnología como medio de acceso a la información —consultas en línea, transacciones bancarias, interactuar de forma virtual con personas de todo el mundo— haciendo de esta parte del día a día de cada individuo, accediendo bien sea por un dispositivo móvil o computadora. Al manejar grandes volúmenes de información se da paso a la inteligencia artificial, definida como “el estudio, al desarrollo y a la aplicación de técnicas informáticas que les permiten a las computadoras adquirir ciertas habilidades propias de la inteligencia humana” (Edmundo, A; 2021), la cual aportó al análisis de la *big data* y con ello el poder realizar conexiones entre temas de interés, interacciones y predicciones con el manejo de datos, información relevante para la academia y la industria de análisis que dio paso al *machine learning*, conocido como la “herramienta que busca mejorar el análisis de datos, en pro de una predicción futura, ya sea por la implementación de nuevos sistemas o simplemente el mejoramiento de los ya existentes, mediante el uso de algoritmos basados en información antigua o reciente que permita el funcionamiento óptimo del sistema a trabajar” (Hinestroza, D; 2018).

Siendo la ciencia de datos un campo de interés en diversos escenarios como disciplinas, dado que permite analizar la data recolectada en diferentes aspectos, con este tratamiento de datos permite obtener información para la toma de decisiones, predicciones y acciones de campo tanto para mejoras en una organización, saber o para la implementación de alguna estrategia de mercado.

En el presente trabajo se realizó el análisis de una encuesta aplicada durante la cuarentena, que permite conocer las percepciones, condiciones y riesgos que afronta la población joven del municipio de Medellín, en el contexto de aislamiento preventivo obligatorio generada por la pandemia del Covid-19 (Coronavirus); está conformada por un total de 2.058 registros, distribuida en 57 variables de clasificación numérica y categórica. La toma de datos se realizó en el período de alistamiento que osciló entre el jueves 26 de mayo hasta el domingo 26 de Abril del año 2020, asimismo la encuesta está dividida en ocho secciones ordenadas en información demográfica conformada por la pregunta P1 a P7; dependencia económica o tipo de ingreso desde la pregunta P8 a P15; vinculación laboral P16 a P18; salud mental y bienestar psicológico P19 a P29; alimentación P30 a P38; violencia domestica P39 a P46; sintomatología Covid-19 P47 a 50; formación académica y acceso a conectividad a internet P51 a P57. El análisis se realizó mediante el lenguaje de programación Python, con las librerías *Sweetviz*, utilizada para visualizar la densidad del EDA (Análisis de datos exploratorios), y *Pycaret* que es empleado para predecir datos futuros.

Para la finalidad del estudio se optó por trabajar con la sección de preguntas relacionadas con la salud mental y bienestar psicológico, puesto que es la información relevante para desarrollar el modelo de clasificación que distingue a aquellos consultantes que requieren un servicio o valoración prioritario por parte de un profesional en salud mental. La variable objetivo es seleccionada en relación con la sintomatología depresiva, a través de un asistente que, por medio del lenguaje de programación Python, permita a los profesionales identificar los casos que requieren atención inmediata y aquellos que pueden ser tratados bajo otras técnicas o especialidades.

REFERENTES TEÓRICOS

Las investigaciones que se han diseñado a partir de la pandemia, con relación a las secuelas psicológicas del aislamiento social, fallecimientos, dificultades económicas, problemas asociados al sueño, depresión, ansiedad, estrategias de afrontamiento, estrés postraumático, entre otras patológicas a nivel psicológico que han impactado tanto a la población general como a los trabajadores de la salud mental, se han generado por el aumento en las consultas para la atención de este tipo de problemáticas a nivel emocional y conductual, como lo indica en su estudio (Ramírez, et al., 2020) quien sugieren identificar a la población más vulnerable para la implementación de estrategias y planes de trabajo enfocados en brindar auxilios psicológicos para el manejo de estos factores estresores citados por (Bohórquez, J. 2020) “la frustración, el aburrimiento, la soledad, el miedo a contraer la enfermedad o contagiar a alguien, la falta de información, las pérdidas financieras, el estigma de discriminación, el desequilibrio económico o el procesamiento de un duelo sin los rituales culturalmente aprendidos para poder velar y despedir al familiar, entre otros”.

De acuerdo al aumento en el número de consultas requeridas por la población se han incorporado estudios implementando metodologías de aprendizaje automatizado, con el fin de desarrollar algoritmos predictivos y de clasificación, como el estudio realizado por (Ahmadi, A., et al., 2021) donde se empleó el aprendizaje automático con el fin de evaluar el comportamiento verbal de todos los profesionales de ayuda, con el acento particular en la fidelidad al tratamiento de los terapeutas y donde se evidencia la importancia de involucrar este tipo de metodologías en psicología, dado los hallazgos que puede arrojar para la práctica profesional. Con este estudio se mostró que los métodos de codificación automática emiten un desempeño casi al nivel humano, siendo un aporte en los motivos de consulta para optimizar costos y tiempos en los procesos de retroalimentación, de igual forma en el estudio realizado por (Bernal, D & Martinez, R. 2019) se realizó un prototipo de innovación tecnológica para crear una aplicación móvil conformada por una comunidad de profesionales en psicología y sus diferentes ramas con usuarios que requieran de un servicio, asesoría y consultas preventivas, donde se resalta el uso de estas metodologías mediante *Design Thinking*. Se observa que, cada vez es más necesario este tipo de estudios, debido a su importancia en el análisis de datos global que permiten brindar herramientas con datos reales que optimizan los servicios y su acceso. Es de resaltar que el aprendizaje automático

no pretende reemplazar la actividad profesional, pero si entregar o diseñar algoritmos para facilitar su labor; con la revisión preliminar de estudio se analiza la pertinencia del presente trabajo enfocado a la salud mental, para la identificación de la priorización de una valoración de atención psicológica, en situaciones de emergencia sanitaria como lo es el Covid-19, también es de mencionar que todos estos estudios e investigaciones ayudaran a mitigar el impacto en caso de que se llegase a presentar una situación similar; que los servicios de atención psicológica presenten un aumento en su demanda. Como lo menciona (Prado. S. & Quintero, Santiago. 2021) en su estudio, la exploración del uso de técnicas de aprendizaje automatizado para obtener proyecciones del comportamiento de la pandemia Covid-19, donde hace uso del *modelo SIR* y *SEIR* y revisan la tasa de exposición al virus y, mediante los análisis pertinentes, pueden lograr hacer una proyección del comportamiento del virus en la población y ser una herramienta de trasteo de la epidemia.

Por último, se subraya el uso del aprendizaje automatizado en psicología, donde se recoge mayor sustento en el aporte para las ciencias humanas, en el trabajo con altos volúmenes de datos, predicción del comportamiento y con ello identificar rutas y planes de trabajo para trabajar con aquellas poblaciones que emergen, con el estudio realizado por (Indaburu, D. 2019), titulado *Machine Learning*, en resultados de evaluación psicológica para certificación de conductores, donde se diseña un algoritmo para detectar las anomalías es la emisión, refrendación, recategorización de la licencia de conducción haciendo uso de la técnica de bosques aleatorios (RF) con datos reales y sintéticos donde sabemos que Colombia tiene una gran falencia, ya que este proceso tiene muchos intermediarios y esta permeado por un factor económico quien tiene el poder adquisitivo puede acceder a este documento sin validar sus habilidades y competencias para la conducción y este modelo permite identificar aquellos procesos anómalos que se puedan presentar.

Posterior a la revisión de la literatura y estudios relacionados con *machine learning* y psicología podemos identificar el poder y crecimiento que estas metodologías podrían dar a la ciencia del estudio del comportamiento en diversas modalidades desde la predicción de comportamiento como análisis de patrones comportamentales en gran escala.

METODOLOGÍA

Nuestro trabajo va encaminado al diseño e implementación de un modelo que permita contribuir al análisis de un especialista en salud mental en la remisión de un paciente o no a causa del confinamiento originado por el Covid-19. Por medio del aprendizaje automatizado y con el apoyo de la biblioteca de *pycaret* se diseña la herramienta. Para ello, dividimos el trabajo en tres fases:

Fase 1. Análisis exploratorio de los datos

Para esta fase, fue necesario compilar la información de la base de datos suministrada por la Secretaría de la Juventud de Medellín. De esta forma, se define una variable objetivo para identificar las tres categorías definidas por los expertos en salud mental que hicieron la clasificación (P29 Depresión con las siguientes opciones: Consulta para valoración, Probablemente no necesita tratamiento, Se justifica tratamiento). Las categorías son:

- Probablemente no necesita tratamiento: hace referencia cuando la persona reporta pocos o ningún síntoma asociado con los ítems de depresión.
- Consulta para valoración: cuando la persona reporta algún tipo de malestar en la última semana y es difícil realizar algún tipo de clasificación, en este caso se recomienda la consulta a un profesional en salud mental para el respectivo proceso de evaluación e intervención.
- Se justifica tratamiento: la persona reporta un malestar general en los últimos días de la semana y varias molestias a nivel psicológico y fisiológico, en este caso se recomienda priorizar la atención de los servicios psicológicos e iniciar con tratamiento o terapia lo antes posible.

Se identificaron datos que no poseen información sobre la variable objetivo (P29) que presenta la información recolectada. De esta forma, se divide la base de datos en dos partes, los datos que tienen clasificación y los que no. Por lo tanto, se trabaja con 1696 datos para el análisis respectivo. Podemos observar que hay 12 variables numéricas y 44 variables categóricas. De acuerdo con la información presentada en la base de datos, tenemos que el grupo de estudio está en un rango de edad entre los 14 y 28 años de edad. También se encontró que el 62% son mujeres, el 37% son hombres y el 1% no reportan información.

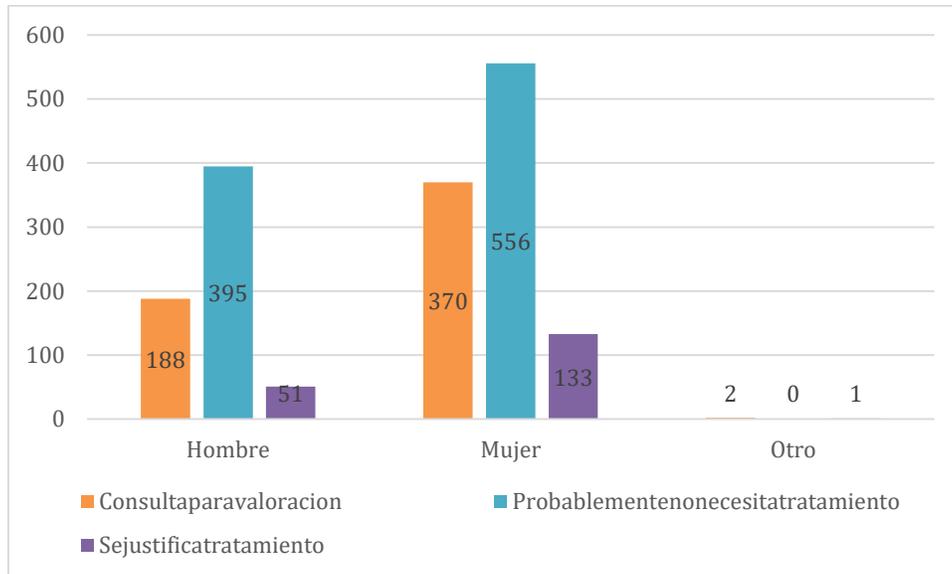


Figura 1. Tabla de distribución de frecuencia sexo y categoría de valoración. Elaboración propia.

De este grupo se presenta que el 88% son solteros, el 11% en unión libre o casados y el 1% separados; el grado de escolaridad en gran porcentaje es bachiller y universitario (55%), el otro porcentaje está repartido entre técnica y tecnológica (28%), básica secundaria y primaria (14%), el restante ninguno o no informa (3%).

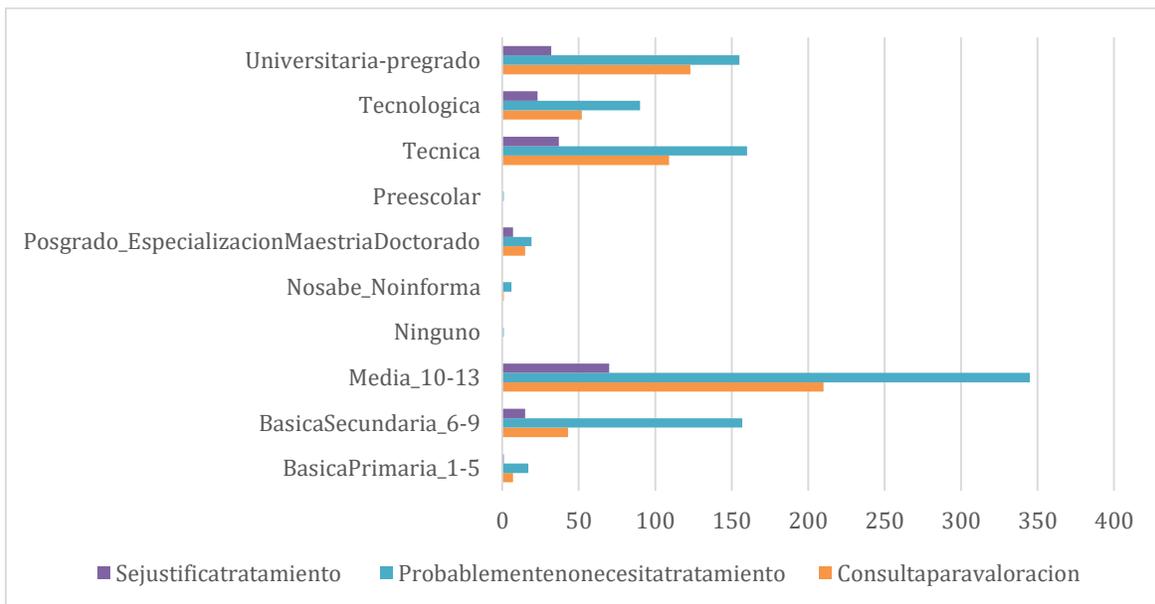


Figura 2. Tabla de distribución de frecuencia nivel de estudios y categoría de valoración. Elaboración propia.

El estrato socio económico del grupo de estudio se encuentra en entre el 2 (40%), el 3 (31%) y el 1(17%), porcentaje restante son del 4 (4%), 5 (4%) y el 6 (1%) con ingresos entre 1 y 2 SMLV (42%), menos del SMLV (40%) y el restante más de 2 SMLV. Se identifica que en un gran porcentaje (68,5%) el núcleo social se conforma por 3 o más personas.

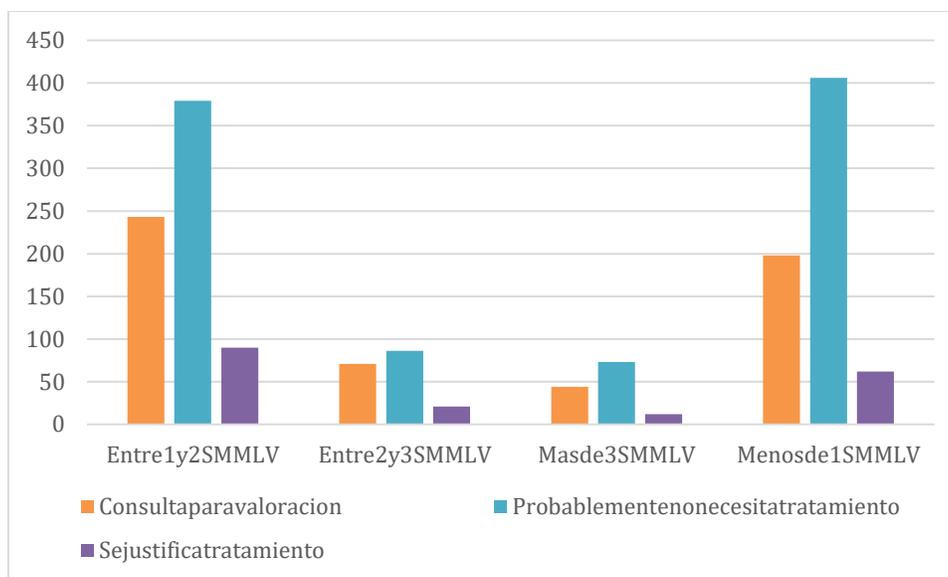


Figura 3. Tabla de distribución de frecuencia ingresos y categoría de valoración. Elaboración propia.

Finalmente, busca identificar aquellas variables que aportan mayor peso a la hora de realizar la clasificación: se realiza un análisis de asociaciones con las variables incluidas en estas dos secciones; en donde los cuadrados son asociaciones categóricas (coeficiente de incertidumbre y relación de correlación) el cual se encuentra entre 0 y 1, por otro lado, los círculos son aquellas correlaciones numéricas (usando correlaciones de Pearson de -1 a 1). En la Figura 4 se puede ver que el conjunto de variables P20 a P28 correspondientes a las variables psicológicas que tienen relación y aportan la información a la variable objetivo P29.

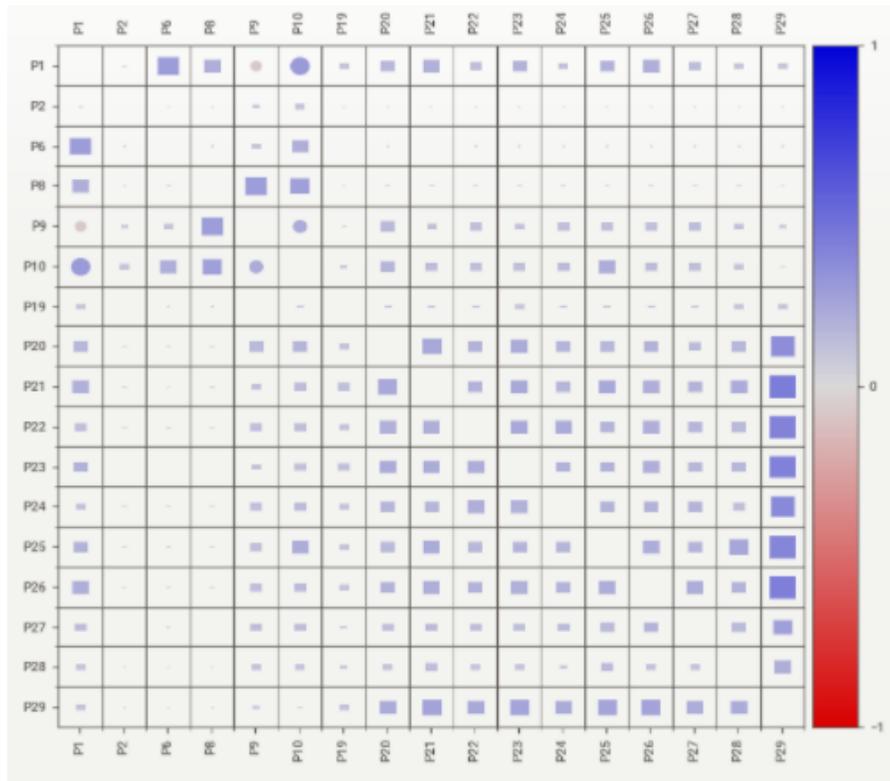


Figura 4. Tabla de asociaciones y correlaciones de variables.

Fase 2. Modelación de la herramienta para el pronóstico

En esta fase se busca obtener el instrumento con los datos que contienen el registro histórico de una encuesta aplicada en Medellín durante la cuarentena (2020) en el contexto actual de aislamiento preventivo obligatorio generada por la pandemia del Covid-19 (Coronavirus). Para esto se hace la debida limpieza de las variables y se seleccionan aquellas que se van a trabajar en el modelo, teniendo en cuenta las relaciones entre variables vistas en la figura 4, se decide trabajar el modelo con solo 16 variables teniendo como objetivo las categorías de la variable P29.

Fase 3. Implementación del modelo

En esta fase se indaga las mejores variables que puedan dar respuesta a la variable objetivo. Para ello, usamos la biblioteca *Scikit-learn* y *pycaret* para preparar los datos para el modelado y así crear un modelo de clasificación teniendo presente el ajuste a los hiperparámetros del modelo, analizando las variables que más se ajusten a la variable objetivo.

Se crea el modelo con todas las variables, seleccionado la variable objetivo P29 [0= consulta para valoración; 1=probablemente no necesita tratamiento; 2=se justifica tratamiento] ['P1', 'P2', 'P6', 'P8', 'P9', 'P10', 'P19', 'P20', 'P21', 'P22', 'P23', 'P24', 'P25', 'P26', 'P27', 'P28']. Procedemos a evaluar el modelo dividiendo la base de datos en dos partes. Se deja un 70% de los datos como datos de entrenamiento (*train*), y se reserva el 30% restando como datos de prueba (*test*).

Después de realizar las respectivas transformaciones y codificaciones de variables, gracias a esta librería se pueden entrenar todos los modelos y se pueden calificar por medio de validación cruzada estratificada, que hace referencia a la segmentación por criterios que permiten comparar cuál de los diferentes modelos y sus métricas es el más acertado según nuestros datos (Zeng, X & Martinez, T. 2000), así tenemos las principales métricas (exactitud: que hace referencia a la proporción de datos bien clasificados; sensibilidad: identifica la proporción de positivos reales identificados; precisión: evalúa la proporción de identificaciones positivas que son correctas; F1 score: esta medida permite evaluar la sensibilidad y la precisión de manera conjunta) de cada uno de los modelos, para así seleccionar el mejor:

	Modelo	Exactitud	AUC	Sensibilidad	Precisión	F1	TT (Sec)
lightgbm	Máquina de aumento de gradiente de luz	0.9427	0.9942	0.9266	0.9439	0.9421	0.192
gbc	Clasificador de aumento de gradiente	0.9402	0.9946	0.9142	0.9409	0.9395	0.600
rf	Clasificador de bosque aleatorio	0.9377	0.9929	0.9137	0.9389	0.9369	0.517
lr	Regresión logística	0.9343	0.9914	0.9313	0.9359	0.9339	0.923

et	Clasificador de árboles adicionales	0.9343	0.9924	0.9166	0.9353	0.9338	0.516
----	-------------------------------------	--------	--------	--------	--------	--------	-------

Tabla 1. Comparativa mejores 5 modelos.

RESULTADOS

Con el proceso anteriormente realizado, se diseña el modelo con 12 variables numéricas y 4 categóricas, 1187 datos de entrenamiento y 509 datos de prueba. Se compararon los diferentes modelos obtenidos, para seleccionar el modelo con las mejores métricas de clasificación y por esto se seleccionó el modelo *Light Gradient Boosting Machine* (lightgbm) dado el puntaje F1 el cual es 0,9421, esta es una medida de sensibilidad y precisión con el menor error posible. *Lightgbm* es un tipo de modelo de aprendizaje automatizado que utiliza un algoritmo de aprendizaje basado en árboles de decisión.

Luego se ajustaron de forma automática los hiperparámetros del modelo para refinar la clasificación y reducir la cantidad de datos clasificados erróneamente. Ajustando el modelo, reportando sus diferentes métricas, con valores altos que nos indican que este modelo permite clasificar de mejor manera según la variable objetivo.

	Exactitud	Auc	Sensibilidad	Prec.	F1
Promedio	0,957	0,996	0,9431	0,9585	0,9585
Desv. Est	0,0143	0,0013	0,0296	0,0141	0,0147

Tabla 2. Promedio de métricas del modelo final ajustado.

De esta manera, vemos la matriz de confusión para el modelo final ajustado que, sobre 509 observaciones de prueba, predice 493 haciendo la sumatoria de la diagonal en la matriz. [0= consulta para valoración; 1= probablemente no necesita tratamiento; 2=se justifica tratamiento], es importante destacar la importancia de que no haya falsos positivos de personas que justifiquen tratamiento en la categoría que no necesitan tratamiento.

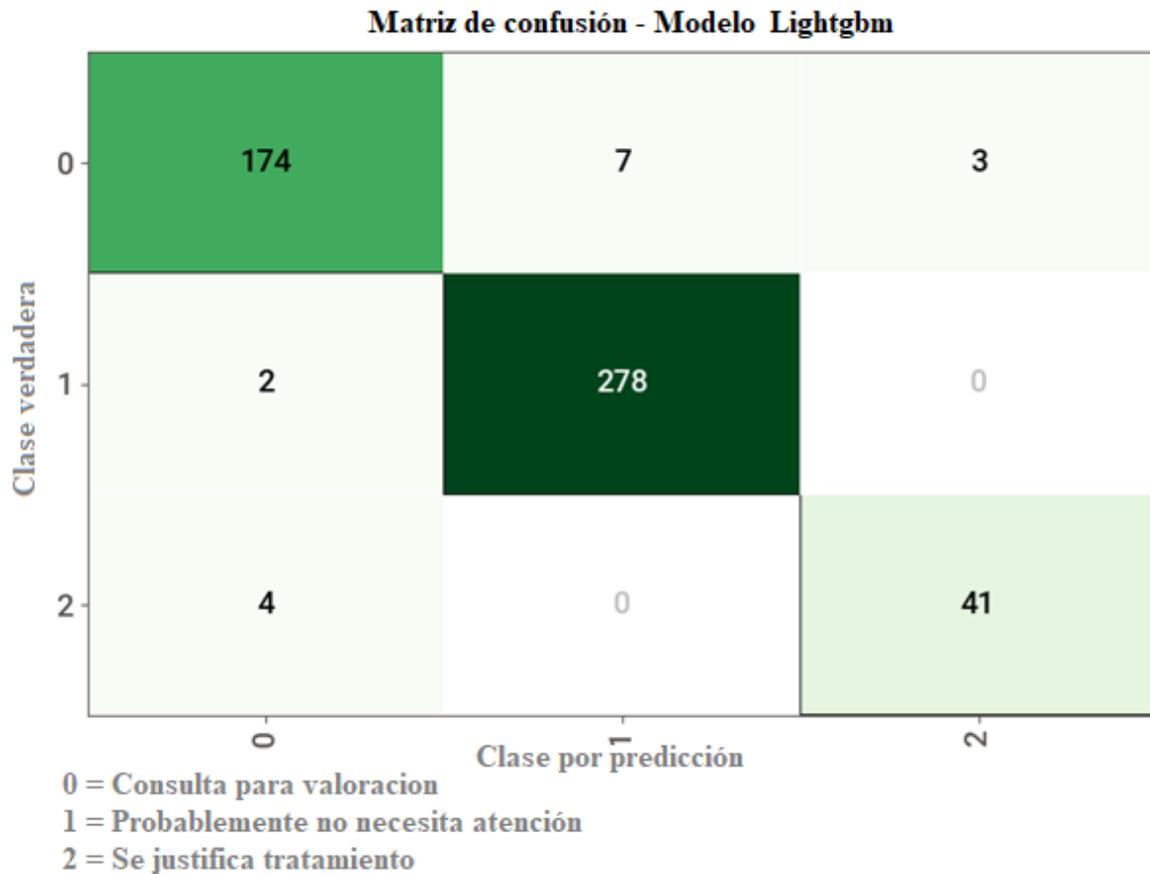


Figura 5. Matriz de confusión del modelo final ajustado.

En el modelo final, se observa aquellas variables que tienen mayor peso a la hora de predecir el resultado y se relaciona con el conjunto de variables psicológicas como lo indicaba la gráfica de asociaciones y de igual manera como lo habían indicado los profesionales encargados de realizar la encuesta. Podemos observar en la Figura 6 qué tanto influye en las observaciones cada una de estas variables, mostrando que la de mayor peso es la P22 y la de menor peso P1 (edad).

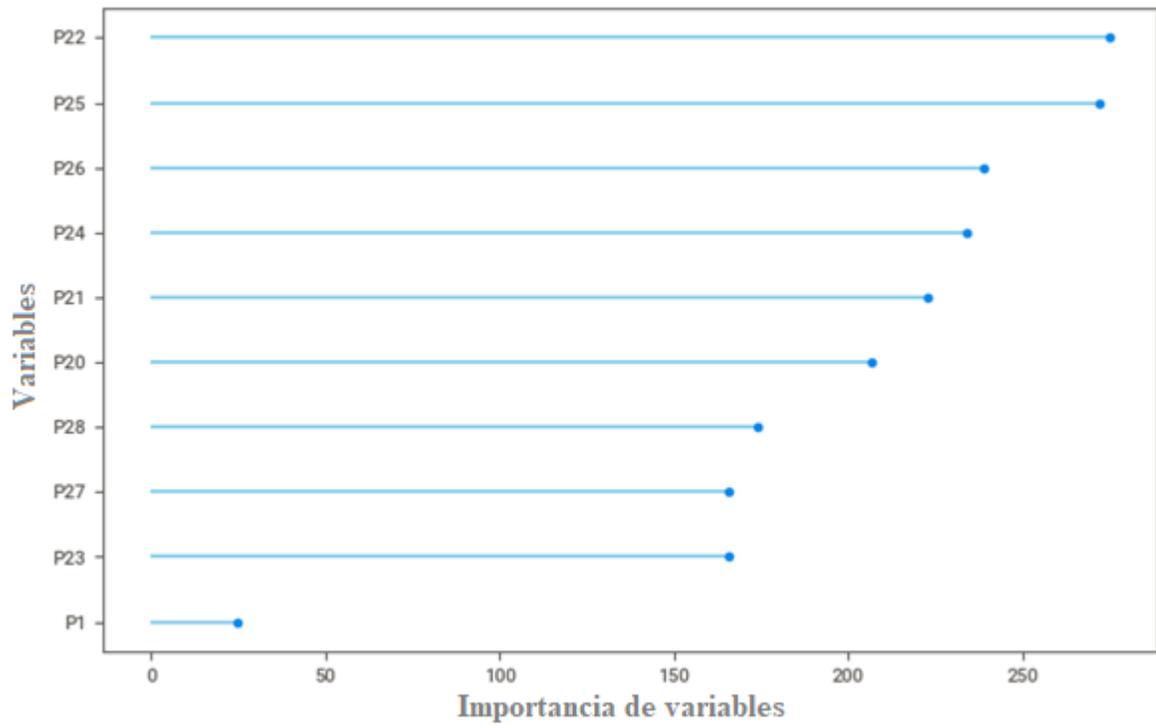
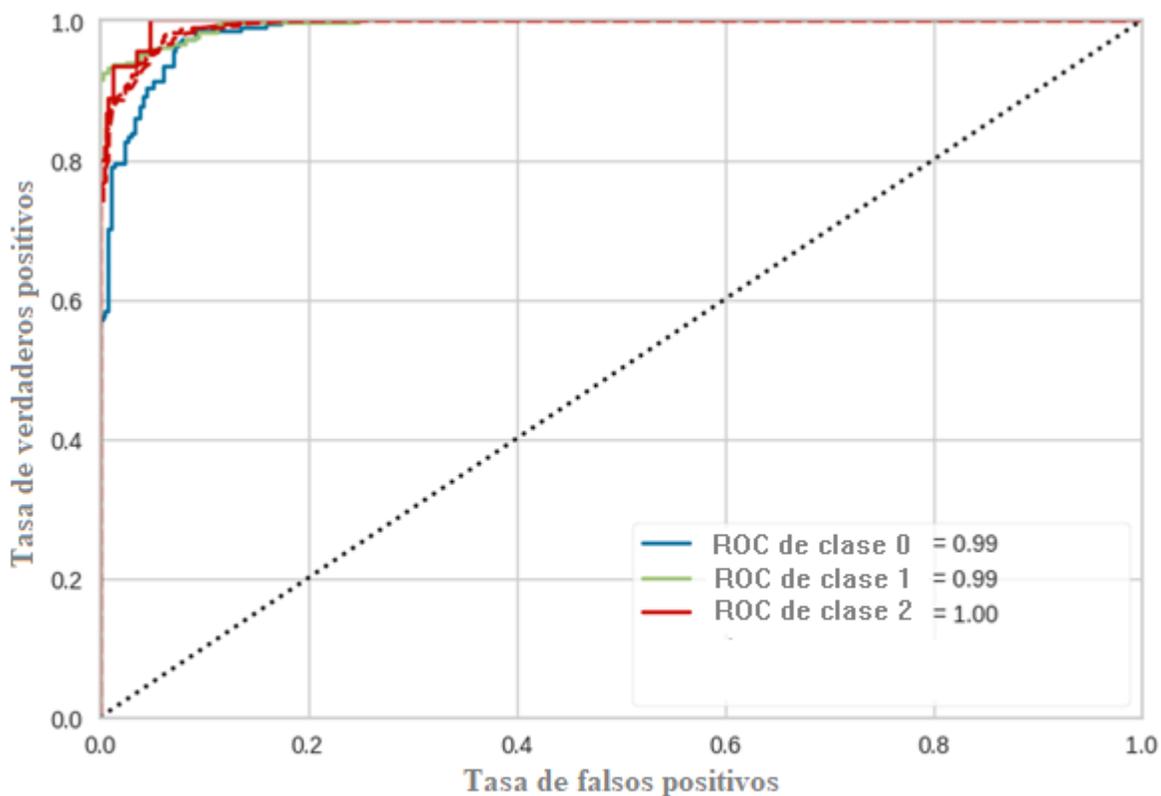


Figura 6. Variables más importantes del modelo final ajustado.



- 0 = Consulta para valoración**
- 1 = Probablemente no necesita atención**
- 2 = Se justifica tratamiento**

Figura 7. Curvas ROC tasa de verdaderos y falsos positivos del modelo ajustado.

En la Figura 7, se pueden identificar de forma gráfica la tasa de verdaderos positivos hacia la esquina izquierda superior y la tasa de falsos positivos hacia la esquina derecha inferior. Para nuestra variable y sus 3 clases se reporta por encima del umbral, asimismo la medida AUC nos permite conocer la calidad del modelo según el área que se encuentre debajo de cierto umbral, en nuestro caso las 3 curvas (para las 3 clases) se encuentran por encima de 0.9 es decir la probabilidad de que un dato quede bien clasificado es alta.

DISCUSIONES

La herramienta diseñada permite una óptima clasificación con los datos que se trabajaron de la base de datos local del municipio de Medellín, teniendo en cuenta los resultados del modelo y su alta capacidad de clasificación se sugiere ampliar la muestra de datos en otras ciudades e incluso con personas de todas las edades, ya que recordamos solo

se trabajó con jóvenes de Medellín y es muy difícil generalizar los resultados a la población colombiana para ser una herramienta de apoyo para más profesionales de la salud mental. La caracterización de la población que requiere una valoración psicológica, información que puede ser de utilidad para futuros estudios en el área de salud mental regional, para la implementación de políticas públicas y de salud mental.

Con los resultados, no se pretende reemplazar o sustituir las herramientas de evaluación psicológica que tienen diferentes propiedades psicométricas estandarizadas, sin embargo, por medio de técnicas de aprendizaje automático, se desea crear herramientas que permitan dar una sugerencia a partir de la clasificación dada por expertos en el área con más experiencia, es decir, la herramienta está pensada para profesionales o estudiantes en el área que tienen poca experiencia en el campo y esta sugerencia no va a reemplazar el criterio de un profesional experto en el área.

Por último, es importante decidir si la herramienta puede quedar abierta para su consulta y replica en otros proyectos, debido a que puede ser empleada por personas del común y no por profesionales de la salud mental como está pensada inicialmente, lo que indica que no hay manera de tener control sobre las personas que vayan a hacer uso de la herramienta o formulario con el modelo ya entrenado. Es importante saber que los datos que se recopilen con el modelo no serán almacenados, ni se usarán para otro fin fuera del propuesto al de la creación, validación y ejecución del modelo aquí propuesto.

CONCLUSIONES

Este modelo no pretende reemplazar la evaluación objetiva por medio de instrumentos de evaluación psicológica ni estructuradas pruebas psicológicas, su finalidad es ser una herramienta de apoyo y de clasificación para la priorización de un servicio de valoración psicológica.

El trabajo permite la clasificación breve que puede ser usada como *triage* en los servicios de atención psicológica.

Con este trabajo, como herramienta de apoyo, permitirá la toma de decisiones de forma rápida ante situaciones que puedan afectar la salud mental como, por ejemplo, un nuevo confinamiento por la pandemia generada por la Covid-19 o cualquier situación que pueda disparar los índices de depresión en jóvenes.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

Alcaldía de Medellín (16 de diciembre de 2020). Cuarentena COVID 19 Jóvenes. Rastreador. <http://medata.gov.co/dataset/cuarentena-covid-19-j%C3%B3venes>.

Ahmadi, A., Noetel, M., Schellekens, M., Parker, P., Antczak, D., Beauchamp, M., Dicke, T., Diezmann, C., Maeder, A., Ntoumanis, N., Yeung, A., & Lonsdale, C. (2021). A systematic review of machine learning for assessment and feedback of treatment fidelity. *Psychosocial Intervention*, 30(3), 139-153. <https://doi.org/10.5093/pi2021a4>.

Bohórquez, J. 2020. Impacto psicológico del aislamiento social en el paciente comórbido: a propósito de la pandemia COVID-19. Asociación Colombiana de Psiquiatría. Publicado por Elsevier España, S.L.U. Todos los derechos reservados. <https://doi.org/10.1016/j.rcp.2020.07.002>

Edmundo, A. (25 de abril de 2021). Diferencia entre inteligencia artificial, machine learning y deep learning. <https://blog.enzymeadvisinggroup.com/inteligencia-artificial-machine-learning>

Indaburu, D. (2019). Machine learning en resultados de evaluación psicológica para certificación de conductores

Hinestroza, D. (2018). El machine learning a través de los tiempos, y los aportes a la humanidad

Medina, S; Quintero S. (2021) Exploración del uso de técnicas de machine learning para obtener proyecciones del comportamiento de la pandemia covid 19.

Organización Mundial de la salud (12 de octubre de 2020). Información básica sobre la COVID-19. Rastreador. <https://www.who.int/es/news-room/q-a-detail/coronavirus-disease-covid-19>.

Prado. S. & Quintero, Santiago. 2021. Exploración del uso de técnicas de machine learning para obtener proyecciones del comportamiento de la pandemia covid 19

Silva, D. (2019). Machine learning en resultados de evaluación psicológica para certificación de conductores.

López. C; Gil. V (2021) Depresión en estudiantes universitarios derivada del Covid-19: un modelo de clasificación.

Ramírez-Ortiz J, Castro-Quintero D, Lerma-Córdoba C, Yela-Ceballos F, Escobar-Córdoba F. Mental health consequences of the COVID-19 pandemic associated with social isolation. Colombian Journal of Anesthesiology. 2020;48(4):e930.

Zeng, X., & Martinez, T. R. (2000). Distribution-balanced stratified cross-validation for accuracy estimation. Journal of Experimental & Theoretical Artificial Intelligence, 12(1), 1-12.

ANEXOS

P1	Edad
P2	Género Rec. Opciones: Hombre, Mujer, Otro
P3	Etnia. Opciones: Indígena, NARP (Negro, Afro, Raizal, Palenquero), Otros, ROM-Gitano
P4	Comuna o corregimiento. Opciones: Comuna 1 a 16 y Corregimientos 50 a 90
P5	Barrio
P6	Estado civil. Opciones: Casado/Unión libre, Separado/Divorciado/Viudo, Soltero, SIN DATO
P7	¿Cuál es el nivel educativo más alto alcanzado? Básica Primaria (1°-5°), Básica Secundaria (6°-9°), Media (10°-13°), Ninguno, No sabe/No informa, Posgrado (Especialización, Maestría, Doctorado), Preescolar, Técnica, Tecnológica, Universitaria - pregrado
P8	¿Cuál es su estrato socioeconómico? Opciones: Estrato 1, Estrato 2, Estrato 2, Estrato 3, Estrato 4, Estrato 5, Estrato 6, SIN DATO
P9	¿Cuántas personas viven con usted?
P10	¿Cuántas personas dependen de usted económicamente?
P11	¿Cuánto es el ingreso aproximado en su hogar? Opciones: Entre 1 y 2 S.M.M.L.V., Entre 2 y 3 S.M.M.L.V., Más de 3 S.M.M.L.V., Menos de 1 S.M.M.L.V., SIN DATO
P12	¿Considera que los ingresos en su hogar han disminuido o van a disminuir con la situación actual de aislamiento preventivo obligatorio?. Opciones: No, No estoy seguro/a, Si, Sin dato
P13	¿Considera que con el aislamiento preventivo obligatorio su familia va a tener problemas para pagar arriendo, servicios públicos, alimentación y demás obligaciones? Opciones: Si, No, Sin dato
P14	¿Recibe algún beneficio económico o subsidio del gobierno? Opciones: Si, No, Sin dato
P15	¿A qué beneficios o subsidios del gobierno accede?
P16	¿Actualmente se encuentra trabajando y percibe ingresos por este trabajo?
P17	¿Qué tipo de vinculación tiene con su trabajo actual? Opciones: Contrato como vinculado, Contrato por prestación de servicios, NO APLICA, No tengo contrato formal, SIN DATO
P18	¿Cree que después del aislamiento preventivo obligatorio seguirá teniendo el mismo trabajo? Opciones: Si, No, No se, No aplica, Sin dato
P19	¿Cómo calificaría su estado de salud en los últimos 3 días? Opciones: Excelente, Bueno, Regular, Malo, Muy malo
P20	[¿Cuántos días de la última semana, ha tenido poco interés o placer para hacer las cosas?]
P21	[¿Cuántos días de la última semana ha tenido ánimo bajo, ha estado deprimido o sin esperanzas?]
P22	[¿Cuántos días de la última semana ha tenido dificultades para quedarse dormido, desvelarse en la madrugada o por dormir en exceso?]
P23	[¿Cuántos días de la última semana se ha sentido muy cansado o con pocas energías?]
P24	[¿Cuántos días de la última semana se ha tenido poco apetito o ha comido demasiado?]
P25	[¿Cuántos días de la última semana se ha sentido mal con usted mismo o ha sentido que le ha fallado a su familia?]
P26	[¿Cuántos días de la última semana ha tenido dificultades de concentración, como para leer o ver televisión?]
P27	[¿Cuántos días de la última semana se mueve o habla tan lento que los demás lo notan? O lo contrario, ¿ha estado muy inquieto o moviéndose más de lo normal?]
P28	[¿Cuántos días de la última semana ha pensado que estaría mejor muerto o en hacerse daño a usted mismo?]
P29	Depresión. Opciones: Consulta para valoración, Probablemente no necesita tratamiento, Se justifica tratamiento, SIN DATO
P30	Ahora, nos gustaría hacerle algunas preguntas relacionadas con la alimentación. Durante la última semana, ha habido algún momento en que (por cada ítem seleccione una sola respuesta): [¿Usted se encuentra preocupado por no tener suficientes alimentos para comer por falta de dinero u otros recursos?]. Opciones: Si, No, No sabe, No responde, Sin dato

P31	Ahora, nos gustaría hacerle algunas preguntas relacionadas con la alimentación. Durante la última semana, ha habido algún momento en que (por cada ítem seleccione una sola respuesta): [Pensando aún en la última semana ¿hubo alguna vez en que usted no haya podido comer alimentos saludables y nutritivos por falta de dinero u otros recursos?]. Opciones: Si, No, No sabe, No responde, Sin dato
P32	Ahora, nos gustaría hacerle algunas preguntas relacionadas con la alimentación. Durante la última semana, ha habido algún momento en que (por cada ítem seleccione una sola respuesta): [¿Hubo alguna vez en que usted haya comido poca variedad de alimentos por falta de dinero u otros recursos?]. Opciones: Si, No, No sabe, No responde, Sin dato
P33	Ahora, nos gustaría hacerle algunas preguntas relacionadas con la alimentación. Durante la última semana, ha habido algún momento en que (por cada ítem seleccione una sola respuesta): [¿Hubo alguna vez en que usted haya tenido que dejar de desayunar, almorzar o cenar porque no había suficiente dinero u otros recursos para obtener alimentos?]. Opciones: Si, No, No sabe, No responde, Sin dato
P34	Ahora, nos gustaría hacerle algunas preguntas relacionadas con la alimentación. Durante la última semana, ha habido algún momento en que (por cada ítem seleccione una sola respuesta): [Pensando aún en la última semana , ¿hubo alguna vez en que usted haya comido menos de lo que pensaba que debía comer por falta de dinero u otros recursos?]. Opciones: Si, No, No sabe, No responde, Sin dato
P35	Ahora, nos gustaría hacerle algunas preguntas relacionadas con la alimentación. Durante la última semana, ha habido algún momento en que (por cada ítem seleccione una sola respuesta): [¿Hubo alguna vez en que su hogar se haya quedado sin alimentos por falta de dinero u otros recursos?]. Opciones: Si, No, No sabe, No responde, Sin dato
P36	Ahora, nos gustaría hacerle algunas preguntas relacionadas con la alimentación. Durante la última semana, ha habido algún momento en que (por cada ítem seleccione una sola respuesta): [¿Hubo alguna vez en que usted haya sentido hambre pero no comió porque no había suficiente dinero u otros recursos para obtener alimentos?]. Opciones: Opciones: Si, No, No sabe, No responde, Sin dato
P37	Ahora, nos gustaría hacerle algunas preguntas relacionadas con la alimentación. Durante la última semana, ha habido algún momento en que (por cada ítem seleccione una sola respuesta): [¿Hubo alguna vez en que usted haya dejado de comer todo un día por falta de dinero u otros recursos?]. Opciones: Opciones: Si, No, No sabe, No responde, Sin dato
P38	Clasificación seguridad alimentaria. Opciones: Adecuada Seguridad alimentaria, Seguridad alimentaria a inseguridad alimentaria leve, Inseguridad alimentaria moderada, Inseguridad alimentaria grave, SD
P39	¿Con qué frecuencia considera usted que es víctima de violencia en su hogar o familia?. Opciones:Nunca, Poco frecuente, No sabe, Frecuente, No responde, Muy frecuente
P40	Victimas violencia. Opciones: Bajo, Si, No
P41	¿Con qué frecuencia considera usted que se presentan situaciones de violencia contra otras personas de su hogar o familia? (por cada ítem seleccione una sola respuesta) [Adultos Mayores (59 - más años)]. Opciones: Nunca, Poco frecuente, No sabe, Frecuente, No responde, Muy frecuente
P42	¿Con qué frecuencia considera usted que se presentan situaciones de violencia contra otras personas de su hogar o familia? (por cada ítem seleccione una sola respuesta) [Mujeres adultas (29 -59 años)]. Opciones: Nunca, Poco frecuente, No sabe, Frecuente, No responde, Muy frecuente
P43	¿Con qué frecuencia considera usted que se presentan situaciones de violencia contra otras personas de su hogar o familia? (por cada ítem seleccione una sola respuesta) [Mujeres jóvenes (14 -28 años)]. Opciones: Nunca, Poco frecuente, No sabe, Frecuente, No responde, Muy frecuente
P44	¿Con qué frecuencia considera usted que se presentan situaciones de violencia contra otras personas de su hogar o familia? (por cada ítem seleccione una sola respuesta) [Hombres adultos (29 -59 años)]. Opciones: Nunca, Poco frecuente, No sabe, Frecuente, No responde, Muy frecuente
P45	¿Con qué frecuencia considera usted que se presentan situaciones de violencia contra otras personas de su hogar o familia? (por cada ítem seleccione una sola respuesta) [Niños, niñas y adolescentes (Menores de 14 años)]. Opciones: Nunca, Poco frecuente, No sabe, Frecuente, No responde, Muy frecuente
P46	¿Con qué frecuencia considera usted que se presentan situaciones de violencia contra otras personas de su hogar o familia? (por cada ítem seleccione una sola respuesta) [Hombres jóvenes (14 -28 años)]. Opciones: Nunca, Poco frecuente, No sabe, Frecuente, No responde, Muy frecuente
P47	¿Le han hecho la prueba para ver sí estaba infectado por el coronavirus?. Opciones: No, Si con resultado negativo, Si esperando resultado, Si con resultado positivo

P48	En caso de tener síntomas relacionados al coronavirus, ¿llamaría a alguna de las líneas de atención destinadas para este fin ?. Opciones: Si, No
P49	Información COVID 19. Opciones: No necesita información, Enviar información de líneas de atención, Enviar información acerca de la importancia, Enviar información acerca de la importancia e información de las líneas de atención
P50	¿Conoce las líneas de atención para el coronavirus?. Opciones: Si, No
P51	¿Se encuentra actualmente matriculado en una institución educativa? (Básica Primaria, Básica Secundaria, Media, Técnica, Tecnológica, Pregrado, Posgrado). Opciones: Si, No
P52	¿La institución (Escuela, Colegio, o Universidad) en la que estudia continuó realizando sus clases de manera virtual? Opciones: Si, No, No aplica
P53	¿Puede acceder a internet con facilidad para desarrollar sus actividades académicas? Opciones: Si, No, No aplica
P54	¿Tiene algún dispositivo electrónico (computador o tablet) en su vivienda que le permita desarrollar sus actividades académicas virtuales? Opciones: Si, No, No aplica
P55	¿Cómo califica su experiencia con la educación desde la modalidad virtual en comparación con la presencial? Opciones: Muy buena, Mejor, Igual, Peor, Mucho peor, No aplica
P56	¿Es una persona con discapacidad? Opciones: Si, No
P57	Nacionalidad