Selección de la problemática.

Introducción

La Gran Encuesta de Hogares (GEH) llevada a cabo por el Departamento Administrativo Nacional de Estadística (DANE) de Colombia es una fuente fundamental de datos que proporciona una visión detallada de las condiciones sociodemográficas, económicas y educativas de la población colombiana. En este informe, se explorará el uso de la GEH para realizar un estudio de clasificación que segmente a hombres y mujeres según sus condiciones sociodemográficas, educativas, salariales y la presencia de discapacidades.

Datos y Metodología

La GEH recopila información de una muestra representativa de hogares colombianos, abarcando una amplia gama de variables socioeconómicas y demográficas. Estos datos se recopilan a través de entrevistas realizadas en los hogares seleccionados, abordando aspectos como la edad, género, nivel educativo, situación laboral, ingresos, entre otros.

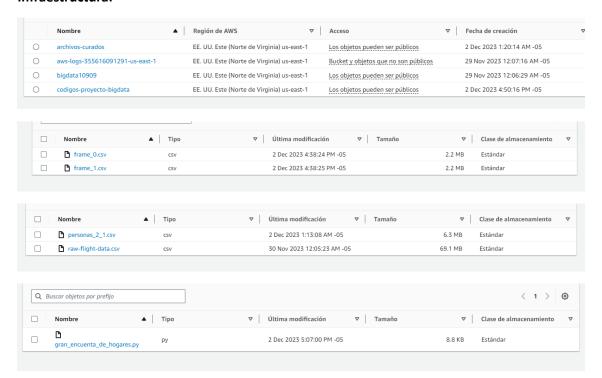
Para el estudio de clasificación propuesto, se utilizarán técnicas de Machine Learning y análisis estadístico. Se considerarán algoritmos de clasificación, como modelos de regresión logística, árboles de decisión o máquinas de soporte vectorial (SVM), para predecir la clasificación por género y las condiciones sociodemográficas y educativas.

Variables de Interés

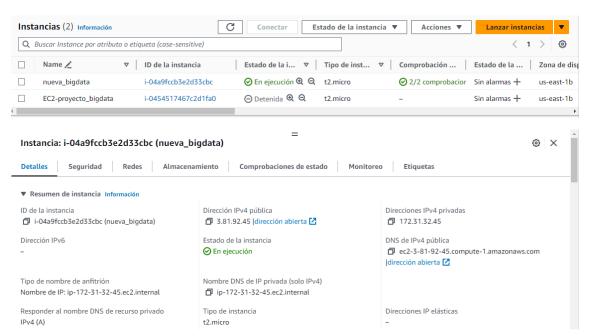
- Género: Segmentación de la población en hombres y mujeres para realizar un análisis diferenciado según estas categorías.
- Condición Sociodemográfica: Variables como la edad, estado civil, ubicación geográfica, tamaño del hogar y tipo de vivienda.
- Educación: Nivel educativo, asistencia escolar y acceso a la educación formal.
- Situación Laboral y Salarial: Estado laboral, ingresos, tipo de empleo y condiciones salariales.
- Discapacidad: Identificación de personas que presenten algún tipo de discapacidad física o cognitiva.

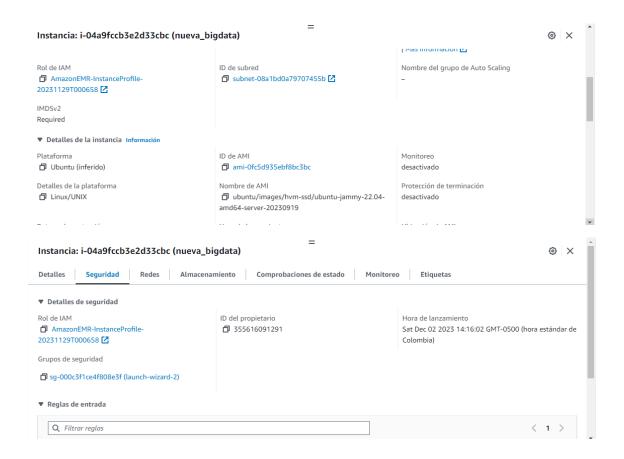
Se anexarán los scripts del proceso de ETL y el modelamiento para que se pueda contemplar el uso de Spark y la paralelización de datos.

Infraestructura:



Instancias:



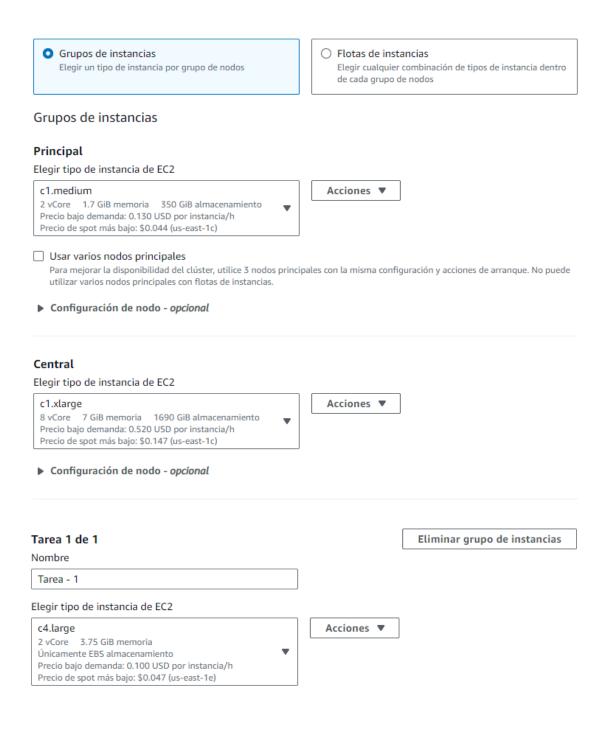


	Name	▽ 9	Security group ID	\triangledown	Nombre del grupo de seguridad	▽	ID de la VPC	▽
	-	9	sg-027ae2f65261ce347		launch-wizard-1		vpc-05479049deabba376	
	-	5	sg-000c3f1ce4f808e3f		launch-wizard-2		vpc-05479049deabba376	
	-	5	sg-07444132d55c65096		default		vpc-05479049deabba376 🖸	
	-	9	sg-07e724ccd90405b8d		ec2-test-bigdata		vpc-05479049deabba376 🛂	
~	-	5	sg-03c3a34b2075cd464		ElasticMapReduce-master		vpc-05479049deabba376 🗹	
4								-

Cluster EMR:

O Versión de Amazon Linux

Nombre									
Mi_clúster3_3.4									
Versión de Ama Una versión conti	azon EMR Info	rmación e aplicaciones que	se puede instala	r en el clúster.					
emr-6.15.0		•							
Paquete de apl	icaciones								
Spark	Core	Flink	HBase	Presto	Trino		Custom		
Interactive	Hadoop								
Spark	Airedogo		říbříši 🍂	presto 🔆	o trino		aws		
☐ Flink 1.17.1		☐ Gar	☐ Ganglia 3.7.2 ☐ HBase 2.4.17						
☐ HCatalog 3.1.3		✓ Had	✓ Hadoop 3.3.6		✓ Hive 3.1.3				
☐ Hue 4.11.0		Jup	✓ JupyterEnterpriseGateway 2.6.0			☐ JupyterHub 1.5.0			
✓ Livy 0.7.1		☐ MX	☐ MXNet 1.9.1			Oozie 5.2.1			
Phoenix 5.1.3		☐ Pig	☐ Pig 0.17.0			Presto 0.283			
✓ Spark 3.4.1		☐ Sqc	Sqoop 1.4.7			☐ TensorFlow 2.11.0			
☐ Tez 0.10.2		☐ Trir	☐ Trino 426			Zeppelin 0.10.1			
☐ ZooKeeper 3.5.10									
Configuración del Catálogo de datos de AWS Glue Utilice el Catálogo de datos de AWS Glue para proporcionar un meta-almacén externo a la aplicación.									
Usar para metadatos de la tabla de Hive									
Usar para metadatos de la tabla de Spark									
Opciones del sistema operativo Información									



Elija una opción								
 Establecer el tamaño del clúster manualmente Utilice esta opción si conoce los patrones de la carga de trabajo de antemano. 	Utilizar escalado administrado por EMR Supervise las métricas clave carga de trabajo de modo q EMR pueda optimizar el tan del clúster y la utilización d recursos.	ue programación los nodos naño principales y los nodos de tarea,						
Configuración de aprovisionamie Establezca el tamaño del principal y tar lanzar el clúster.		on EMR intenta aprovisionar esta capacidad al						
Nombre Tipo de instancia	Tamaño de instancia(s)	Utilizar la opción de compra de spot						
Tarea - 1 c4.large	1							
Central c1.xlarge	1	☑						
Redes Información								
Virtual Private Cloud (VPC) Información								
vpc-05479049deabba376 Examinar Crear VPC ☑								
Subred Información	Subred Información							
subnet-08a1bd0a79707455b Examinar Crear subred 🖸								
► Grupos de seguridad de EC2 (firew	rall)							
Terminación del clúster Información								
Terminar manualmente el clúster								
 Terminar automáticamente el clúste Terminar el clúster después del tien 								
Use la protección contra la terminac								
Proteja sus instancias de EC2 frente a la terminación accidental.								
Configuración de seguridad y par de claves de EC2: opcional Información								
Configuración de seguridad Seleccione la configuración del servicio de cifr	ado, autenticación, autorización y I	netadatos de instancia del clúster.						
Q Elegir una configuración de segur								
Crear configuración de seguridad 🖸								
Par de claves de Amazon EC2 para el protocolo SSH al clúster Información								
Q proyecto_bigdata_key X Examinar								
		Crear par de claves [7]						

El rol de servicio es un rol de IAM que Amazon EMR asume para aprovisionar recursos y realizar acciones de nivel de servicio con otros servicios de AWS. Elegir un rol de servicio existente Crear un rol de servicio Deje que Amazon EMR cree un nuevo rol de servicio para Seleccione un rol de servicio predeterminado o un rol personalizado con políticas de IAM asociadas para que el que pueda conceder y restringir el acceso a los recursos clúster pueda interactuar con otros servicios de AWS. de otros servicios de AWS. Rol de servicio AmazonEMR-ServiceRole-20231202T134707 C Perfil de instancia de EC2 para Amazon EMR El perfil de instancia asigna un rol a cada instancia de EC2 de un clúster. El perfil de instancia debe especificar un rol que pueda acceder a los recursos de los pasos y las acciones de arranque. Elegir un perfil de instancia existente Crear un perfil de instancia Seleccione un rol predeterminado o un perfil de instancia Deje que Amazon EMR cree un nuevo perfil de instancia personalizado con políticas de IAM asociadas para que el para que pueda especificar un conjunto personalizado de clúster pueda interactuar con sus recursos de Amazon S3. recursos a los que tendrá acceso en Amazon S3.

Descripción y detalle de la arquitectura:

AmazonEMR-InstanceProfile-20231129T000658

Perfil de instancia

Rol de servicio de Amazon EMR Información

La creación de la arquitectura de este proyecto fue un proceso estratégico que comenzó con la configuración de buckets en Amazon S3. Estos buckets fueron diseñados para almacenar datos en su estado crudo, dando inicio a la estructura fundamental para una sólida infraestructura ETL (Extract, Transform, Load). Desde allí, la información se extrajo, procesó y transformó, llevándola a un bucket destinado para los datos depurados y listos para la etapa de modelado.

C

Para facilitar el desarrollo, se implementó otro bucket para almacenar los códigos esenciales. Esto permitió acceder a ellos desde la consola de la shell, integrándolos de manera eficiente en el futuro cluster EMR (Elastic MapReduce) que se crearía más adelante.

El siguiente paso consistió en la creación de una instancia con características básicas para gestionar el consumo de recursos de manera eficiente, evitando gastos innecesarios durante la ejecución. Esta instancia, basada en la última versión de Ubuntu, asegura un sólido soporte técnico y facilita la ejecución de tareas mediante la descarga de claves esenciales para operaciones desde la shell en la máquina virtual.

En cuanto a la infraestructura, se dio paso a la creación de un cluster EMR -6.15.0 con Spark, orientado a la ejecución paralela de los datos. Aunque se intentó utilizar Ubuntu como base del sistema operativo para el cluster, debido a conflictos, se optó por Amazon Linux para garantizar una configuración más estable. La distribución de la memoria se ajustó con precisión: el nodo maestro, un c1.medium con 1.7 GB de RAM, asignado a tareas menos exigentes, mientras que

para los dos nodos restantes se destinaron 7 GB de memoria y 8 vCPU cada uno, permitiendo un reparto equitativo de trabajos.

Inicialmente concebido como un cluster pseudo distribuido, la inclusión de dos nodos justificó su configuración como distribuido, anticipando una posible expansión del proyecto en etapas posteriores. Próximamente se llevará a cabo la configuración de la instancia con el cluster, permitiendo la ejecución eficaz de los procesos planificados. Este diseño, meticuloso y preciso, establece una base sólida y adaptable para futuras fases del proyecto.

Resultados del modelamiento:

En el proceso de evaluación de datos de hogares, se llevó a cabo la construcción y evaluación de un modelo utilizando el algoritmo de Random Forest. El objetivo principal fue comprender y predecir ciertas características basadas en los datos disponibles.

Proceso de Modelado

Se utilizó el algoritmo Random Forest, conocido por su capacidad para manejar conjuntos de datos complejos y predecir con precisión, incluso en presencia de muchas características. Se implementó este modelo sobre el conjunto de datos de hogares, utilizando características específicas para obtener insights relevantes.

Resultados de la Evaluación

El modelo entrenado mostró un nivel de precisión (accuracy) de 0.32 en la evaluación. Si bien este resultado podría considerarse modesto, es esencial destacar que representa un buen comienzo para la comprensión inicial de los datos y sus relaciones.

Análisis del Rendimiento

El accuracy del 0.32 indica que el modelo clasifica correctamente aproximadamente el 32% de los casos. Si bien esto puede considerarse bajo, para un primer acercamiento y una comprensión inicial de los datos, es un resultado alentador. Este puntaje proporciona una base sobre la cual continuar mejorando el modelo, ajustando parámetros y explorando características adicionales.

Uso del Cluster EMR y Almacenamiento de Resultados

El script del modelo se implementó en el entorno del cluster EMR. Para facilitar su ejecución y mantener un flujo de trabajo organizado, se subió al bucket correspondiente para acceder y ejecutar el script desde la máquina virtual.

Los resultados obtenidos también se almacenaron en el bucket destinado a la curación de datos, asegurando la trazabilidad y permitiendo un análisis más detallado posteriormente.

Conclusiones y Pasos Futuros

Aunque el modelo inicial proporcionó una visión introductoria, se identifica como un punto de partida sólido para profundizar en el análisis. Se planea realizar futuras iteraciones en el modelo, explorar más características relevantes y ajustar los hiperparámetros para mejorar la precisión y el entendimiento del comportamiento de los datos de hogares.

accuracy: 0.6840812681402099 precision: 0.6844682021163748 recall: 0.6840812681402099 f1_score: 0.6821405394889593

Accuracy (Precisión)

El accuracy es una medida que indica la proporción de predicciones correctas que realiza un modelo sobre el total de predicciones realizadas. Se calcula dividiendo el número de predicciones correctas por el número total de predicciones. En este caso, el valor de accuracy es aproximadamente 0.6841, lo que significa que alrededor del 68.41% de las predicciones realizadas por el modelo fueron correctas.

Precision (Precisión)

La precisión mide la proporción de predicciones positivas correctas respecto al total de predicciones positivas realizadas por el modelo. Se calcula dividiendo el número de verdaderos positivos (predicciones correctas de la clase positiva) entre la suma de verdaderos positivos y falsos positivos (predicciones incorrectas de la clase positiva). En este caso, el valor de precision es aproximadamente 0.6845, lo que indica que alrededor del 68.45% de las predicciones positivas fueron verdaderamente positivas.

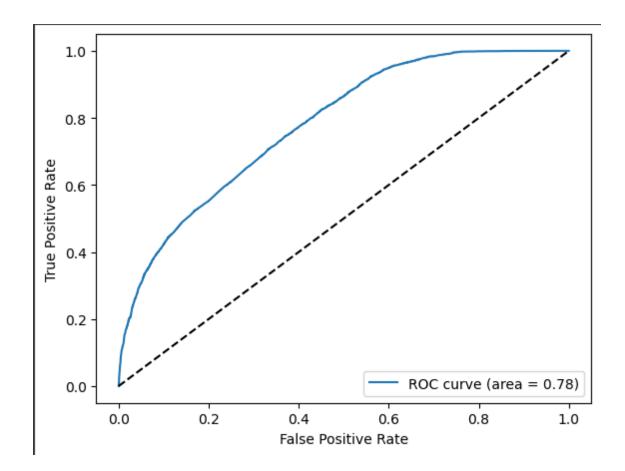
Recall (Sensibilidad)

El recall mide la proporción de predicciones positivas correctas respecto al total de casos positivos reales en los datos. Se calcula dividiendo el número de verdaderos positivos entre la suma de verdaderos positivos y falsos negativos (instancias positivas que fueron clasificadas incorrectamente como negativas). En este caso, el valor de recall es aproximadamente 0.6841,

lo que significa que alrededor del 68.41% de los casos positivos reales fueron identificados correctamente por el modelo.

F1-score

El F1-score es una medida que combina la precisión y el recall en un solo número. Se calcula como la media armónica de la precisión y el recall. Es útil cuando hay un desequilibrio entre las clases (diferente cantidad de muestras por clase) porque considera tanto falsos positivos como falsos negativos. En este caso, el valor de F1-score es aproximadamente 0.6821, lo que indica una buena combinación entre precisión y recall para el modelo en cuestión.



Nuevamente se evidencia en esta imagen la métrica de rendimiento del modelo el cual tiene una medida de 0.78 teniendo en cuenta que la curva Roc entre más se aproxime al valor punteado debajo de la curva este tomara mejores predicciones en la clasificación de los datos binarios.