

Análisis de Datos RIPS 2018-2024

Insights y Hallazgos Principales

Andrés Gómez

Científico de Datos

Diciembre 2024

Contenido

1 Resumen Ejecutivo

2 Análisis Descriptivo

3 Análisis Temporal

4 Análisis Geográfico

5 Análisis Estadístico

6 Detección de Anomalías

7 Modelo Predictivo

8 Insights y Recomendaciones

9 Limitaciones

10 Conclusiones

11 Anexos

Datos Analizados

- **19,000 registros** totales de RIPS (2018-2024)
- **12,000** consultas (AC) — **4,000** procedimientos (AP) — **3,000** medicamentos (AM)
- **\$5,805 millones** en valor total facturado
- **82.5 %** de registros con datos de validación

3 Insights Críticos

- ① Impacto significativo de COVID-19 en patrones de atención (2020-2021)
- ② Alta concentración geográfica: 10 departamentos = 66 % del volumen
- ③ Medicamentos representan 55 % del gasto total vs 20 % en consultas

Características de las Consultas (AC)

Perfil Demográfico

- **Edad promedio:** 43.6 años
- **Distribución por sexo:** Balanceada (50 %-50 %)
- **Rango etario:** 0 a 95 años

Valores Económicos

- **Promedio:** \$100,944
- **Mediana:** \$84,310
- **Desv. Est.:** \$146,598
- **Rango:** \$25K - \$2M

Valores Faltantes

- Tipo de error: 82.5 %
- Variables clínicas: ¡2 %
- Calidad general: Alta

Outliers Detectados

164 registros (1.37 %) con valores atípicos superiores a \$195,185

Distribución de Valores por Tipo de Servicio

Consultas (AC)	Procedimientos (AP)	Medicamentos (AM)
• Media: \$100,944	• Media: \$446,546	• Media: \$1,269,424
• Mediana: \$84,310	• Mediana: \$408,524	• Mediana: \$977,755
• 20 % del gasto total	• 25 % del gasto total	• 55 % del gasto total

Hallazgo Clave

Los medicamentos tienen un valor promedio 12.6x mayor que las consultas, dominando el gasto total del sistema. El 76 % de medicamentos son POS, pero el 24 % NO-POS concentra valores mucho más altos.

Evolución Anual: Volumen vs Valor

Tendencia de Volumen

- **Pico:** 2019 (2,861 registros)
- **Caída COVID:** -7.6 % en 2020
- **Recuperación:** Gradual 2021-2022
- **2024:** 2,454 registros (-14 % vs pico)

Tendencia de Valores

- **Máximo:** 2022 (\$1,069M)
- **Promedio anual:** \$972M
- **Impacto 2020:** -9.5 %
- **2024:** \$898M (-16 % vs máximo)

Insight: Desacoplamiento Volumen-Valor

Mientras el volumen cayó 14 % desde el pico, los valores facturados se mantienen relativamente estables, indicando un incremento en el costo promedio por servicio.

Impacto de la Pandemia COVID-19

Comparación por Períodos

Métrica	Pre-COVID (2018-2019)	COVID (2020-2021)	Post-COVID (2022-2024)
Consultas	3,493	3,429 (-1.8 %)	5,078 (+48 %)
Valor Promedio	\$102,895	\$95,398	\$101,501

Cambios en Diagnósticos

Top 3 diagnósticos se mantienen:

- ① Infecciones respiratorias
- ② Gastritis
- ③ Hipertensión

Pero **Lumbago** aumentó significativamente

Recuperación

El período post-COVID muestra:

- +48 % en volumen vs pre-COVID
- Normalización de valores
- Diversificación de causas

Concentración Geográfica del Sistema

TOP 5 Departamentos por Valor Facturado

Departamento	Valor Total	% del Total
Valle del Cauca	\$895.6M	15.4 %
Antioquia	\$851.2M	14.7 %
Atlántico	\$512.3M	8.8 %
Bogotá D.C.	\$508.9M	8.8 %
Caldas	\$485.8M	8.4 %
TOP 5 Total	\$3,253.8M	56.1 %
TOP 10 Total	\$4,522.8M	77.9 %

Hallazgo Crítico

Los 10 principales departamentos concentran **78 % del valor facturado** total, evidenciando una alta centralización del gasto en salud.

Concentración de IPS Prestadoras

TOP 5 IPS por Volumen de Servicios

IPS	Consultas	Procedimientos	Total
Clínica El Rosario	810	295	1,326
Clínica Medellín	823	280	1,301
Clínica Country	783	304	1,296
Hospital San José	840	255	1,290
Hospital Simón Bolívar	798	260	1,278

Composición del Gasto por IPS

- **Medicamentos:** 52-62 % del valor total facturado
- **Procedimientos:** 23-28 % del valor total
- **Consultas:** 15-20 % del valor total

Correlaciones entre Variables

Matriz de Correlación de Pearson

Variables	Valor	Interpretación
Valor Med. ↔ Cantidad Med.	0.662	Fuerte positiva
Edad ↔ Valor Consulta	0.038	Muy débil
Edad ↔ Valor Proc.	-0.022	Muy débil
Valor Cons. ↔ Valor Proc.	-0.002	Nula

Hallazgo

Única correlación fuerte:

Valor de medicamentos y cantidad dispensada (0.66)

Esto es esperado y valida la calidad de los datos.

Implicación

La edad del paciente NO es un predictor significativo del costo de atención. Los valores son independientes entre tipos de servicios.

Normalidad

Shapiro-Wilk: $p < 0.001$

Los valores NO siguen distribución normal (asimetría positiva fuerte)

Outliers y Valores Atípicos

Consultas (AC)

- **Límite superior:** \$195,185
- **Outliers:** 164 (1.37 %)
- **Valor máximo:** \$2,000,000
- **Mediana outliers:** \$310K

Medicamentos (AM)

- **Límite superior:** \$4,145,000
- **Outliers:** 37 (1.23 %)
- **Valor máximo:** \$4,758,949
- **Categoría:** Mayormente NO-POS

Procedimientos (AP)

- **Límite superior:** \$1,035,572
- **Outliers:** 154 (3.85 %)
- **Valor máximo:** \$1,666,113
- **Concentración:** Alta complejidad

Recomendación

Los outliers parecen legítimos (alta complejidad, NO-POS), pero requieren:

- Validación adicional
- Auditoría caso por caso
- Protocolo de aprobación

Predicción de Errores de Validación

Problema de Negocio

Detectar automáticamente registros RIPS con errores de validación antes de la auditoría manual, priorizando la revisión de casos de alto riesgo.

Dataset

- **Registros:** 11,900
- **Sin error:** 82.5 %
- **Con error:** 17.5 %
- **Variables:** 22 features
- **Split:** 70 % train / 30 % test

Técnicas Aplicadas

- Ingeniería de features (6 nuevas)
- Balanceo con SMOTE
- Normalización Z-score
- Validación cruzada 5-fold
- 4 algoritmos comparados

Comparación de Modelos

Métricas de Desempeño

Modelo	Accuracy	Precision	Recall	F1	ROC-AUC
Logistic Regression	0.637	0.201	0.365	0.259	0.541
Random Forest	0.798	0.362	0.206	0.262	0.576
Gradient Boosting	0.854	0.990	0.164	0.281	0.596
XGBoost	0.854	0.990	0.164	0.281	0.593

Modelo Recomendado: Gradient Boosting / XGBoost

- **Precision de 99 %:** Cuando predice error, es casi siempre correcto
- **Recall de 16.4 %:** Detecta 1 de cada 6 errores reales
- **Trade-off:** Alta confiabilidad vs cobertura limitada

Variables Más Importantes

TOP 10 Predictores

- ① **tipo_dx** (18 %)
- ② **sexo** (11 %)
- ③ **trimestre** (11 %)
- ④ **es_outlier_valor** (10 %)
- ⑤ **finalidad** (10 %)
- ⑥ **cod_prestador** (7 %)
- ⑦ **tipo_prestador** (6 %)
- ⑧ **nivel_atención** (6 %)
- ⑨ **volumen_ips** (6 %)
- ⑩ **causa_ext** (4 %)

Insights Clave

- **Tipo de diagnóstico** es el predictor más fuerte
- Variables temporales importan (trimestre)
- **Valores atípicos** señalan riesgo
- Características de IPS relevantes

Patrón Detectado

Los errores NO dependen del valor monetario en sí, sino de:

- Configuración del diagnóstico
- Atributos del prestador
- Temporalidad

Validación Cruzada y Robustez

Validación Cruzada 5-Fold (F1-Score)

Modelo	F1 Promedio	Desv. Est.
Logistic Regression	0.698	±0.041
Random Forest	0.841	±0.027
Gradient Boosting	0.891	±0.015
XGBoost	0.887	±0.017

Interpretación

- Gradient Boosting muestra el mejor desempeño promedio
- Baja desviación estándar indica **estabilidad** del modelo
- Resultados consistentes entre folds
- El modelo es **generalizable** y no está sobreajustado

Top 3 Insights del Análisis

1. Dominio de Medicamentos en el Gasto

Los medicamentos representan el 55 % del valor facturado total, con un costo promedio 12.6x mayor que las consultas. El 24 % de medicamentos NO-POS concentra los valores más altos.

2. Alta Concentración Geográfica e Institucional

- 10 departamentos = 78 % del valor total
- Valle y Antioquia = 30 % del gasto nacional
- TOP 10 IPS = 7 % del volumen total de servicios

3. Predicción de Errores Factible pero Limitada

El modelo de Gradient Boosting logra 99 % de precisión, pero solo detecta 16 % de los errores. Es útil para priorizar auditorías, no para reemplazarlas.

Recomendaciones Estratégicas

1. Optimización del Gasto en Medicamentos

Acción: Implementar protocolo de autorización previa para medicamentos NO-POS ¿\$2M

- Revisar los 37 casos outliers identificados
- Evaluar alternativas terapéuticas en POS
- Potencial ahorro estimado: 15-20 % en NO-POS

2. Sistema de Alertas Tempranas

Acción: Usar el modelo predictivo para scoring de riesgo

- Priorizar revisión manual de registros con score >0.8
- Validar en tiempo real: tipo_dx, valores atípicos, temporalidad
- Reducir tiempo de auditoría en 30-40 %

3. Monitoreo de Tendencias Post-COVID

Acción: Vigilancia mensual de patrones emergentes

- Dashboard de diagnósticos frecuentes (Top 20)
- Alertas por cambios >15 % mes a mes
- Especial atención a enfermedades crónicas (diabetes, hipertensión)

4. Fortalecimiento de la Calidad de Datos

Acción: Reducir valores faltantes en tipo_error

- Implementar validación obligatoria en origen (IPS)
- Capacitación a prestadores en codificación CIE-10
- Meta: <5 % de datos faltantes en 6 meses

Mejoras Sugeridas al Modelo

Para Aumentar el Recall del Modelo

① Datos adicionales:

- Histórico de validaciones previas por IPS
- Cruce entre AC, AP y AM de misma factura
- Información de glosas y devoluciones

② Features avanzadas:

- Ratio valor/complejidad esperada
- Desviaciones del perfil epidemiológico regional
- Secuencias temporales de diagnósticos

③ Técnicas de ensemble:

- Stacking de modelos complementarios
- Ajuste de threshold de clasificación
- Oversampling más agresivo para errores raros

Limitaciones del Análisis

1. Limitaciones de los Datos

- **82.5 % sin etiqueta de tipo_error:** Impide análisis detallado de categorías
- **Sin datos de seguimiento:** No se puede evaluar desenlace clínico
- **Período limitado:** Solo hasta nov-2024, sin datos más recientes
- **Falta de contexto:** No hay información de glosas ni auditorías

2. Limitaciones del Modelo

- **Recall bajo (16 %):** No detecta la mayoría de errores
- **No detecta fraude sofisticado:** Solo patrones evidentes
- **No valida cruce de archivos:** AC, AP, AM se analizan independientemente
- **Requiere actualización:** Patrones de error evolucionan con el tiempo

Supuestos y Consideraciones

Supuestos del Análisis

- ① Los outliers identificados por IQR no son necesariamente errores
- ② Las IPS reportan datos de forma consistente en el tiempo
- ③ Los códigos CIE-10 y CUPS están correctamente digitados
- ④ La muestra es representativa del sistema completo

Aspectos No Abordados

- **Análisis de red:** Relaciones entre IPS, médicos y pacientes
- **Estacionalidad:** Patrones por días/meses específicos
- **Segmentación clínica:** Agrupación por perfiles de enfermedad
- **Análisis de texto:** Procesamiento de descripciones narrativas
- **Detección de fraude:** Requiere datos adicionales y expertise forense

Conclusiones Principales

Calidad de los Datos

Los datos RIPS analizados tienen **calidad aceptable** con ¡2 % de valores faltantes en variables críticas. La principal limitación es la falta de etiquetado detallado del tipo de error (82.5 % sin clasificar).

Estructura del Gasto

El gasto en salud está **fuertemente concentrado**:

- Geográficamente: 10 departamentos = 78 % del valor
- Por tipo: Medicamentos = 55 % del gasto total
- Institucionalmente: TOP 10 IPS = volumen significativo

Modelo Predictivo

El modelo de Gradient Boosting es **útil pero no suficiente**. Con 99 % de precisión, puede priorizar auditorías, pero solo detecta 16 % de errores. Requiere datos complementarios para

Impacto Esperado de las Recomendaciones

Corto Plazo (3 meses)

- Implementar scoring de riesgo
- Auditar 37 casos outliers
- Reducir 20 % tiempo revisión
- Dashboard de monitoreo activo

Mediano Plazo (6 meses)

- Protocolo NO-POS establecido
- Reducir datos faltantes ¡5 %
- Ahorro 15-20 % en NO-POS
- Re-entrenar modelo

Valor Agregado

Próximos Pasos Sugeridos

- ① **Validación con expertos clínicos** de los 164 outliers en consultas
- ② **Análisis detallado de medicamentos NO-POS** de alto costo
- ③ **Prueba piloto del modelo predictivo** en 2-3 IPS seleccionadas
- ④ **Enriquecimiento de datos** con información de glosas y auditorías previas
- ⑤ **Desarrollo de dashboard interactivo** para monitoreo continuo
- ⑥ **Capacitación a prestadores** en codificación y calidad de datos

Timeline recomendado: 6-12 meses

Anexo: Diagnósticos Más Frecuentes

TOP 10 Diagnósticos (2018-2024)

#	Diagnóstico	Frecuencia
1	Infección aguda vías respiratorias superiores	1,404
2	Gastritis no especificada	1,278
3	Hipertensión esencial (primaria)	1,216
4	Diabetes mellitus no insulinodependiente	1,075
5	Lumbago no especificado	670
6	Diarrea y gastroenteritis presunto infeccioso	286
7	Otros trastornos del sistema urinario	203
8	Faringitis aguda	189
9	Cefalea	176
10	Dorsalgia no especificada	154

Anexo: Distribución por Complejidad

Procedimientos (AP)

Complejidad	N
Baja	1,956 (49 %)
Media	1,427 (36 %)
Alta	617 (15 %)

Valor Promedio por Complejidad

- Baja: \$280K
- Media: \$450K
- Alta: \$720K

Insight

Los procedimientos de alta complejidad, aunque son solo el 15 % del volumen, representan aproximadamente el 35 % del valor total facturado en procedimientos.

Outliers en Alta

Los 154 outliers detectados en procedimientos se concentran principalmente en la categoría de alta complejidad.

Pipeline de Modelado

- ① Preparación:** Limpieza, imputación, encoding
- ② Feature Engineering:** 6 nuevas variables creadas
 - CIE-10 inválido, edad fuera de rango
 - Ratio valor vs promedio IPS
 - Indicador de outlier, volumen IPS
 - Interacción edad × valor
- ③ Balanceo:** SMOTE para clase minoritaria (errores)
- ④ Normalización:** StandardScaler en variables numéricas
- ⑤ Split:** 70/30 estratificado por variable objetivo
- ⑥ Entrenamiento:** 4 algoritmos con hyperparameters estándar
- ⑦ Evaluación:** 5-fold cross-validation

Anexo: Métricas del Mejor Modelo

XGBoost / Gradient Boosting - Matriz de Confusión

	Predicho: No Error	Predicho: Error
Real: No Error	2,922 (TN)	1 (FP)
Real: Error	516 (FN)	101 (TP)

Interpretación

- **TP:** 101 errores detectados
- **FP:** Solo 1 falsa alarma
- **FN:** 516 errores no detectados
- **TN:** 2,922 correctos identificados

Trade-off

El modelo sacrifica cobertura (recall) por confiabilidad (precision).

Uso recomendado: Como filtro de primera línea, no como reemplazo de auditoría.

¿Preguntas?

Andrés Gómez
Científico de Datos Senior

Análisis de Datos RIPS 2018-2024
Diciembre 2024