

Comparación de Metodologías Tradicionales e Innovadoras en la Gestión de Riesgos en una empresa de seguros de vida

Miguel Ángel Rosales Parra
Maestrante en Actuaría y Finanzas
Universidad Nacional de Colombia
Programa: ML Applications in Actuarial Science

Resumen Ejecutivo:

Este documento tiene como fundamento presenta los resultados de un trabajo profundo que tiene un objetivo puramente académico. En este se pretende comparar las metodologías tradicionales con metodologías innovadoras en la gestión de riesgos en la industria de seguros, en particular la industria de seguros de vida dado malas prácticas médicas, esto dado puntualmente a la facilidad de acceso a esta información fidedigna. La gestión de riesgos libra un papel fundamental en el sector de seguros, donde la precisión en la estimación de pérdidas y reservas (Monto de recursos destinados para atender pagos de futuros siniestros) es fundamental para la toma de decisiones informadas y la sostenibilidad financiera de estas aseguradoras.

Contexto y Motivación

La industria de seguros se encuentra en un período de cambio significativo, impulsado por la creciente disponibilidad de datos y la evolución exponencial de herramientas, modelos y tecnología que permiten precisar de mejor forma algunas estimaciones que son fundamentales. En este contexto, esta investigación se basó en una base de datos robusta y completa de la industria de seguros, denominada "Medical Malpractice Data Set", que abarca un amplio período de tiempo y contiene una variedad de variables clave relacionadas con siniestros, reservas y primas. Esta base de datos sirvió como el fundamento sobre el cual evaluamos y contrastamos las metodologías tradicionales y las innovadoras. La base de datos fue extraída desde la página web casct.org que se encuentra para libre acceso.

Metodología de Estudio

Hemos aplicado para la creación del documento la metodología CRISP-DM (Cross-Industry Standard Process for Data Mining) dado que literatura sugiere esta metodología para la creación de modelos de minería de datos, pero aun así otros diferentes modelos, esto dada su adaptabilidad para necesidades específicas. Esto permitió explotar al máximo la información contenida en la en la base de datos analizada. Con esto dicho, en resumen, el modelo del escrito incluye las siguientes fases:

- **Selección, Recopilación y Preparación de Datos:** Los datos analizados se sometieron a minuciosos procesos de limpieza y transformación para garantizar la calidad y la coherencia de los datos. Se realizaron tareas de imputación de valores faltantes, codificación de variables categóricas y escalamiento de características numéricas. Esto dadas sus necesidades, esta fase se tiene presente para el investigador dada su experticia para consolidar un modelo robusto y eficiente.
- **Análisis Exploratorio de Datos (EDA):** Se realizó un análisis de los datos para comprender su distribución y características. Esto incluyó la identificación de tendencias temporales, análisis de correlación y visualización de patrones específicos identificados en estos datos de malas prácticas médicas.
- **Implementación de Modelos:** Utilizamos los datos para implementar modelos tradicionales presentados en el curso guía, sugerencias del maestro e indagación autónoma del investigador. En grandes rasgos las sugerencias del curso y del maestro van

inclinadas por triángulos de siniestros, por otro lado, la investigación autónoma propone modelos basados en técnicas de aprendizaje automático y estadística bayesiana. Dado que la evolución del riesgo puede llegar a dinámico en función de la población en la cual se esta implementando

- **Validación:** Se propone realizar contrastes estadísticos para la evaluación de si las diferencias entre las metodologías tradicionales e innovadoras eran estadísticamente significativas, de igual forma se proponen analizar otras métricas que cuantifican el rendimiento de cada una de estas metodologías.
- **Resultados Clave:** Nuestro estudio reveló aspectos únicos sobre cómo las metodologías tradicionales y las innovadoras se desempeñan en la gestión de riesgos en la industria de seguros médicos de responsabilidad profesional. Al utilizar los datos obtenidos que cuantifican las malas prácticas médicas (Medical Malpractice Data Set), pudimos demostrar:
 - Alternativas que mejoran la estimación bajo una métrica clave del investigador respecto a metodologías tradicionales
 - Las estimaciones bajo metodologías no convencionales resultan con un alto costo computacional, dado que el código se trato de explicar y ser muy intuitivo para el lector se recomienda optimizarlo para reducir el tiempo de ejecución entre otras cosas.

Implicaciones y Futuras Direcciones: La elección entre metodologías tradicionales e innovadoras debe basarse en la naturaleza de los riesgos y la disponibilidad de datos. Nuestros hallazgos respaldan la idea de que la innovación puede mejorar la precisión y eficacia en la gestión de riesgos. Además, la calidad y la profundidad de los datos trabajados “Medical Malpractice Data Set” nos brindan un punto de partida sólido para futuras investigaciones y aplicaciones prácticas en la industria de seguros médicos de responsabilidad profesional.

Conclusión:

En este estudio, se evaluó el rendimiento de una nueva metodología para mejorar las estimaciones de IBRs. La nueva metodología se basa en la aplicación de regresiones múltiples, lasso y ridge. Para garantizar su robustez, se aplicó un cross validation de manera manual y no utilizando librerías. Los resultados mostraron que la nueva metodología es significativamente más precisa que el chain leader. El MAPE bajo el chain leader fue de 51.444, mientras que bajo la nueva metodología fue de 6.070. Esto representa una mejora de más del 88%.

Sin embargo, la nueva metodología tiene un costo computacional más alto que el chain leader. Esto se debe a que utiliza varios loops, lo que puede ser un problema para aplicaciones que requieren un procesamiento rápido y/o en su defecto cuando el ramo tiene varias compañías en cuestion.

1. Introducción:

El mundo donde nos movemos está rodeado de ‘incertidumbre’ o aleatoriedad, la empresa de seguros brinda una tranquilidad para el asegurador y sus familiares, esta tranquilidad abarca varios aspectos, tanto el emocional hasta el económico. La empresa aseguradora genera una red de protección financiera en momentos críticos de los usuarios, además de una planificación por un lapso prolongado.

Como se mencionó anteriormente esta aseguradora juega un papel esencial en la planificación económica en grandes intervalos de tiempo esto dado que la mayoría de los planes planteados están en pro de acumular valor en el tiempo, esto permitiendo a los asegurados acceder a fondos para emergencias. Manejando esta misma idea, podemos pensar en los seguros como un método de ahorro, la cual proporciona una base sólida en el tiempo.

En muchos escenarios no se tiene en consideración la tranquilidad y la paz mental que puede llegar a generar al asegurado como a sus familiares. Dada esta tranquilidad, los beneficiarios de este seguro pueden enfocarse en otros objetivos personales y profesionales. Que en esta es uno de los beneficios más fuertes, aparte del cubrimiento económico que puede brindar este producto. Con esto dicho nace un mecanismo primordial para las aseguradoras, las reservas actuariales, estas permiten a las aseguradas contar con los recursos suficientes para lograr cumplir todas sus obligaciones futuras hacia los asegurados. Este mecanismo funciona como una garantía financiera para estas compañías, están basadas en riesgos y probabilidades en contextos aseguradores. Algunos aspectos que se consideran esenciales para la construcción de estas reservas:

1. Datos históricos
2. Tablas de mortalidad
3. Tendencias de salud
4. Tasas de interés
5. Rendimientos
6. Costos para la asegurar al asegurado y beneficiarios
7. Regulaciones
8. Modelados estadísticos y/o actuariales

Por tal motivo, nace una necesidad de la creación de una(s) reserva(s) para las aseguradoras de todos los tipos existentes y no solo encasillando esta afirmación para las aseguradoras de vida. Dicho esto, nace la motivación para la construcción y creación de este documento donde basándose de forma teórica de mecanismos tradicionales y de igual forma buscando alternativas innovadoras para mejorar la estimación de las reservas.

Objetivos de Minería de Datos:

1. Determinar las tendencias y patrones del mercado para el seguro médico de responsabilidad profesional.
2. Evaluar la eficacia de las estrategias de gestión de riesgos tanto convencionales como novedosas.
3. Según las técnicas empleadas, identificar las relaciones significativas entre variables importantes como primas, siniestros y reservas.
4. Analizar los factores que influyen en la precisión de las estimaciones de pérdidas y reservas en diversas circunstancias.

Objetivos del Proyecto:

1. Comparar la efectividad de las metodologías convencionales y de vanguardia para la gestión de riesgos de seguros médicos de responsabilidad profesional en términos de precisión y eficiencia.
2. Analizar la aplicabilidad de técnicas novedosas basadas en estadística bayesiana y aprendizaje automático en situaciones de alta incertidumbre y productos de "cola larga".
3. Describir en detalle cuándo y cómo utilizar cada enfoque en proyectos de gestión de riesgos.
4. Utilizar evidencia basada en datos para avanzar en el conocimiento y la toma de decisiones bien informadas en el sector de seguros.

Criterios de Éxito:

1. La capacidad de los modelos y metodologías para entregar estimaciones precisas de pérdidas y reservas en diversos escenarios servirá como base para los criterios de éxito.
2. Los métodos innovadores deben superar significativamente a los convencionales en precisión antes de que puedan considerarse exitosos.

- Otro factor crucial de éxito será la eficiencia en términos de potencia computacional y velocidad de procesamiento.
- Los objetivos del proyecto y de la minería de datos se sustentarán en la comparación estadística de hipótesis si revela diferencias significativas entre metodologías.

2. Metodología:

- Descripción de la metodología CRISP-DM y su aplicación en este estudio, de igual forma la importancia de la aplicación de esta metodología dada sus referencias y/o resultados.
- Selección de las metodologías tradicionales y las innovadoras para comparar, para este caso de tradicionales se intentará apoyar bajo metodologías que se logren capturar en clase y/o de igual forma apoyo del profesor de la asignatura.

3. Recopilación y Preparación de Datos:

- Descripción de la base de datos "Medical Malpractice Data Set", dar fuente de donde fue recopilada, entre otras cosas.
- Procesos de limpieza y transformación de datos, esto de ser necesario, de igual forma se intentará presentar un código de limpieza para que pueda ser replicable para proyectos futuros, este código abarcara soluciones para inconsistencias frecuentes en los datos dada la experiencia del investigador.
- Selección de variables relevantes para cada metodología, en este caso se pretende utilizar además de la experticia del investigador para la selección de estas, otras metodologías que nos cuantifiquen la influencia o la significancia de las variables con las que contamos al objetivo de investigador. De igual forma, en caso de que las variables con la que se cuenten sean limitadas y no sea necesario la omisión de algunas variables, se presentaran las metodologías para lograr este objetivo.

4. Análisis Exploratorio de Datos (EDA):

- Exploración de los datos con los que contamos para comprender su distribución/comportamiento y características. Esto ayudara a dar un marco de referencia que los datos cuentan.

```
df = pd.read_csv(CONSULTAS+'\\medmal_pos.csv')
df.head(2)
```

	GRCODE	GRNAME	AccidentYear	DevelopmentYear	DevelopmentLag	IncurLoss_F2	CumPaidLoss_F2	BulkLoss_F2	EarnedPremDIR_F2	EarnedPremCeded_F2	EarnedPremNet_F2	Sin
0	669	Scpie Indemnity Co	1988	1988	1	121905	2716	97966	129104	-6214	135318	
1	669	Scpie Indemnity Co	1988	1989	2	112211	24576	64117	129104	-6214	135318	

Visualizamos los primeros dos registros de la base de datos que trabajaremos. Tener presente el diccionario de variables con el que contamos:

DESCRIPCIÓN DE LA VARIABLE

- GRCODE NAIC: código de empresa (incluidos grupos de aseguradores y aseguradores individuales)
- GRNAME NAIC: nombre de la empresa (incluidos grupos de aseguradores y aseguradores individuales)
- AccidentYear Año del accidente(1988 a 1997)
- DevelopmentYear: Año de desarrollo (1988 a 1997)
- DevelopmentLag: Año de desarrollo (AY-1987 + DY-1987 - 1)
- IncurLoss_F2: Pérdidas incurridas y gastos asignados informados al final del año
- CumPaidLoss_F2: Pérdidas pagadas acumuladas y gastos asignados al final del año
- BulkLoss_F2: Reservas de Bulk e IBNR sobre pérdidas netas y gastos de defensa y contención de costos reportados al final del año
- EarnedPremDIR_F2: Primas ganadas en el año incurrido: directas y asumidas
- EarnedPremCeded_F2: Primas ganadas en el año incurrido - cedidas
- EarnedPremNet_F2: Primas ganadas en el año en que se produce - netas
- Single: 1 indica una sola entidad, 0 indica una aseguradora grupal
- PostedReserve97_F2: Reservas contabilizadas en el año 1997 tomadas del Anexo de Suscripción e Inversiones - Parte 2A, incluidas las pérdidas netas no pagadas y los gastos de ajuste de pérdidas no pagados

```
<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
RangeIndex: 3400 entries, 0 to 3399
Data columns (total 13 columns):
#   Column                Non-Null Count  Dtype
---  -
0   GRCODE                3400 non-null  int64
1   GRNAME                3400 non-null  object
2   AccidentYear          3400 non-null  int64
3   DevelopmentYear       3400 non-null  int64
4   DevelopmentLag        3400 non-null  int64
5   IncurLoss_F2          3400 non-null  int64
6   CumPaidLoss_F2        3400 non-null  int64
7   BulkLoss_F2           3400 non-null  int64
8   EarnedPremDIR_F2      3400 non-null  int64
9   EarnedPremCeded_F2    3400 non-null  int64
10  EarnedPremNet_F2      3400 non-null  int64
11  Single                3400 non-null  int64
12  PostedReserve97_F2    3400 non-null  int64
dtypes: int64(12), object(1)
memory usage: 345.4+ KB
```

Como se puede observar, la mayoría de las columnas numéricas presentan una distribución normal, con una media cercana al valor central de la distribución y una desviación estándar que indica la dispersión de los datos alrededor de la media.

- En particular, la columna GRCODE nos dice que es un entero pero sabemos que es una categoría similar al GRNAME.
- La columna AccidentYear presenta una distribución sesgada a la derecha, con un mayor número de registros para los años más recientes.
- La columna DevelopmentYear presenta una distribución similar a la de AccidentYear.
- La columna DevelopmentLag presenta una distribución uniforme, con valores equidistantes entre 1 y 10.
- Las columnas IncurLoss_F2, CumPaidLoss_F2 y BulkLoss_F2 presentan una distribución sesgada a la derecha, con un mayor número de registros para los valores más altos.
- Las columnas Earned PremDIR_F2, Earned PremCeded_F2 y Earned PremNet_F2 presentan una distribución similar a la de IncurLoss_F2.
- La columna Single presenta una distribución binaria, con dos valores posibles: 0 y 1.

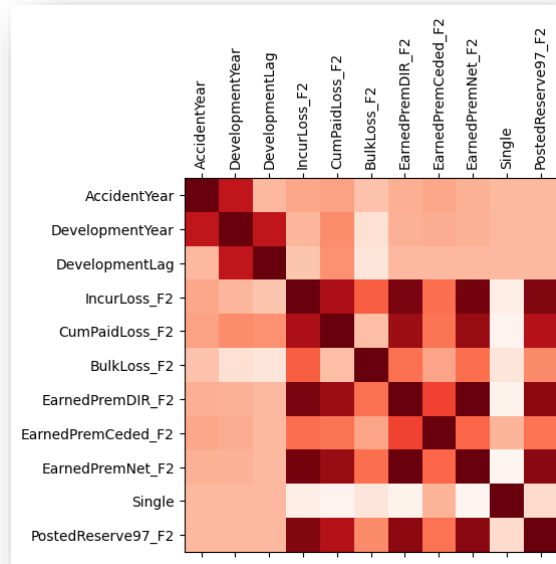
Visualización de patrones, tendencias y en general descriptivas que nos permitan entender en gran medida las métricas con las cuales contamos y además de los datos relevantes para cada metodología a implementar.

Visualizaremos una pequeña descriptiva de las variables numéricas.

```
df.describe(include=['int64'])
```

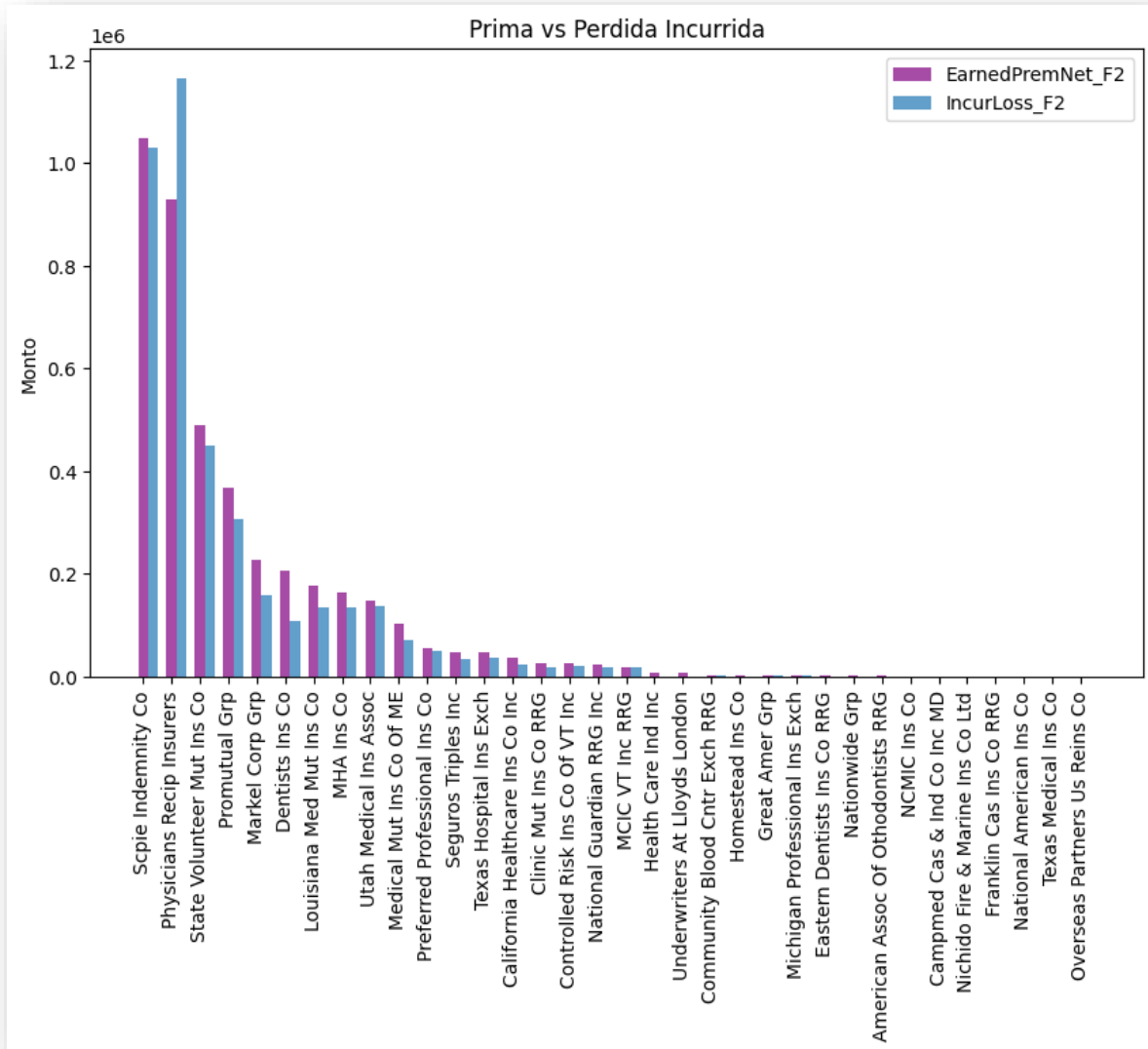
	AccidentYear	DevelopmentYear	DevelopmentLag	IncurLoss_F2	CumPaidLoss_F2	BulkLoss_F2	EarnedPremDIR_F2	EarnedPremCeded_F2	EarnedPremNet_F2	Single	Posi
count	3400.000000	3400.000000	3400.000000	3400.000000	3400.000000	3400.000000	3400.000000	3400.000000	3400.000000	3400.000000	
mean	1992.500000	1997.000000	5.500000	11609.344412	6706.067059	1095.803235	14111.605882	1803.497059	12308.108824	0.852941	
std	2.872704	4.062617	2.872704	26802.819463	17121.815066	7612.672277	26399.284476	3893.424584	24824.225795	0.354217	
min	1988.000000	1988.000000	1.000000	-17.000000	-1190.000000	-32101.000000	-781.000000	-6214.000000	-728.000000	0.000000	
25%	1990.000000	1994.000000	3.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	1.000000	
50%	1992.500000	1997.000000	5.500000	645.000000	187.000000	0.000000	1500.000000	106.500000	1302.000000	1.000000	
75%	1995.000000	2000.000000	8.000000	9050.500000	4385.500000	107.250000	18094.500000	1473.500000	13490.000000	1.000000	
max	1997.000000	2006.000000	10.000000	179425.000000	113189.000000	104402.000000	131948.000000	25553.000000	135318.000000	1.000000	

- Los datos de la base de datos presentan una distribución relativamente normal, con algunas excepciones como la columna AccidentYear. Esto significa que la mayoría de los valores se encuentran agrupados alrededor de la media, con una cola de valores más altos y bajos.
- La columna AccidentYear presenta una distribución sesgada a la derecha, con un mayor número de registros para los años más recientes. Esto puede deberse a que la base de datos se ha recopilado durante un período de tiempo prolongado y los datos más recientes están más completos.
- Las columnas DevelopmentYear y DevelopmentLag presentan una distribución similar a la de AccidentYear. Esto es coherente con la idea de que las pérdidas se producen en los años posteriores al accidente.
- Las columnas IncurLoss_F2, CumPaidLoss_F2 y BulkLoss_F2 presentan una distribución sesgada a la derecha, con un mayor número de registros para los valores más altos. Esto puede deberse a que las pérdidas suelen ser más altas en los casos más graves.
- Las columnas Earned PremDIR_F2, Earned PremCeded_F2 y Earned PremNet_F2 presentan una distribución similar a la de IncurLoss_F2. Esto es coherente con la idea de que las primas y las pérdidas suelen estar correlacionadas.
- La columna Single presenta una distribución binaria, con dos valores posibles: 0 y 1. Esto significa que los registros de la base de datos pueden clasificarse en dos categorías: individuales y no individuales.

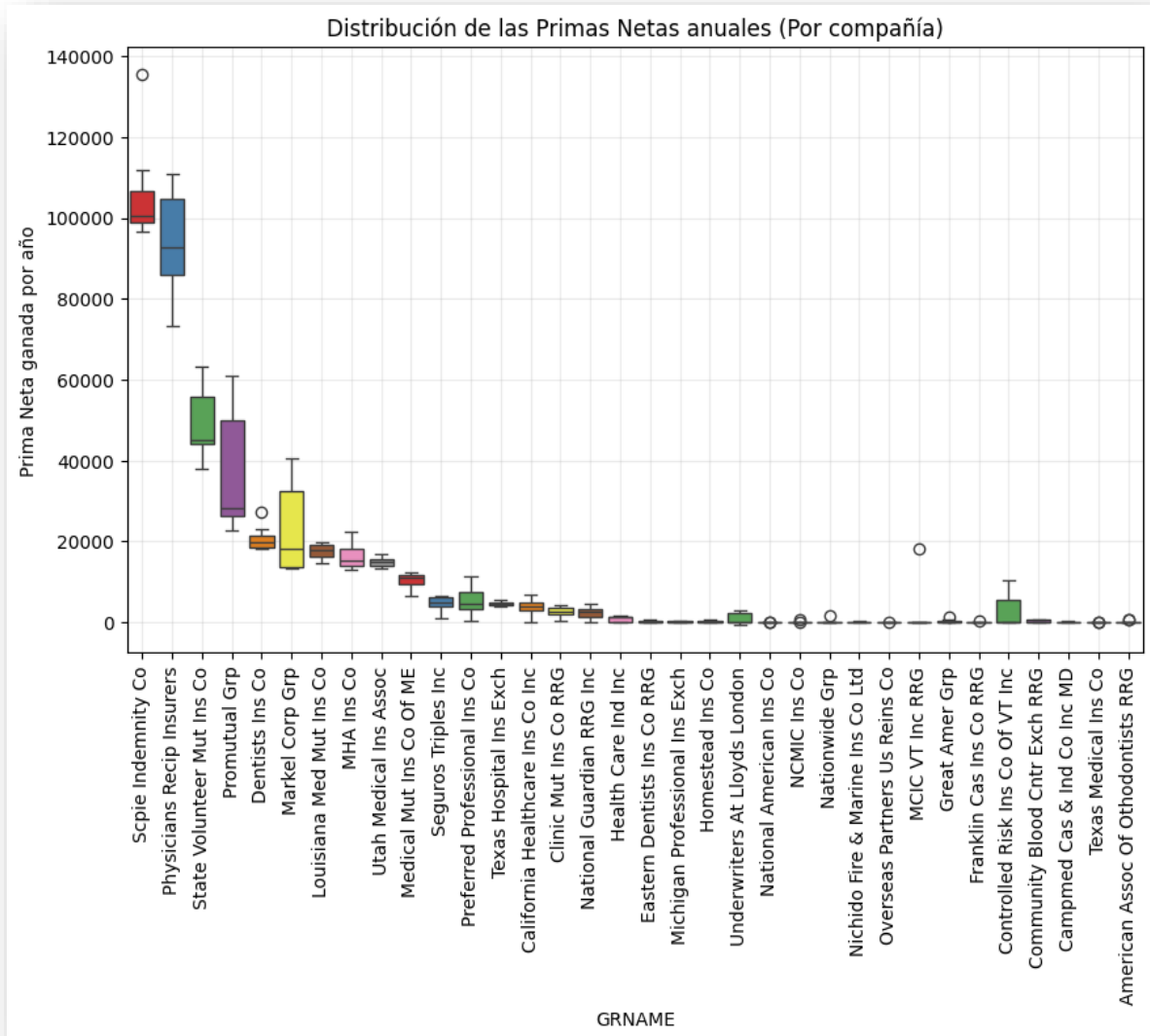


La matriz de correlaciones muestra una correlación muy alta entre las columnas IncurLoss_F2, CumPaidLoss_F2, BulkLoss_F2, EarnedPremDIR_F2, EarnedPremCeded_F2 y EarnedPremNet_F2. Esto sugiere que estas columnas están relacionadas entre sí y que pueden utilizarse para modelar las pérdidas.

La matriz de correlaciones es una herramienta útil para identificar relaciones entre variables. En este caso, la matriz muestra que las columnas relacionadas con las pérdidas están altamente correlacionadas entre sí. Esto sugiere que estas columnas pueden utilizarse para modelar las pérdidas de forma eficaz.



Dado nuestro argumento par ala generaci3n de este gr1fico, evidenciamos 1nicamente que para la corporaci3n "Physicians Recip Insurers" es la 1nica que presenta un mayor costo en incurridos que las primas recibidas. Esto ser1a una buena alerta para ellos dado que no les est1 siendo rentable, pero para las dem1s, aunque no es muy significativo no est1n yendo a perdidas.



El gráfico muestra la distribución de las primas netas anuales por compañía de seguros de malas prácticas médicas en los Estados Unidos, de 1988 a 1997. Las compañías se ordenan por mediana de primas netas, de mayor a menor.

El gráfico muestra que la distribución de las primas netas es muy heterogénea. Algunas compañías tienen primas netas muy altas, mientras que otras tienen primas netas muy bajas.

Las compañías con las primas netas más altas son:

- Scpie Indemnity Co
- Physicians Recip Insurers
- State Volunteer Mut Ins Co
- Promutual Grp
- Dentists Ins Co

Estas compañías son las principales aseguradoras de malas prácticas médicas en los Estados Unidos. Tienen una gran cuota de mercado y una amplia base de clientes.

Las compañías con las primas netas más bajas son:

- American Association of Othodontists RRG
- Texas Hospital Ins Exch
- Campmed Cas & Ind Co Inc MD
- Community Blood Cntr Exch PRG
- Controlled Risk Ins Co Of VT Inc

Estas compañías son más pequeñas y tienen una menor cuota de mercado.

El gráfico también muestra que, en general, las primas netas pueden haber aumentado a lo largo del tiempo. Esto se puede deberse a una serie de factores, como el aumento de los costos médicos, la creciente demanda de seguros de malas prácticas médicas y la expansión de las coberturas de los seguros.

Sin embargo, la distribución de las primas netas sigue siendo muy heterogénea. Esto sugiere que algunas compañías están teniendo más éxito que otras en la gestión de sus riesgos y en la obtención de primas de los clientes.

4.1 Calidad de los datos

```
GRCODE      0
GRNAME      0
AccidentYear 0
DevelopmentYear 0
DevelopmentLag 0
IncurLoss_F2 0
CumPaidLoss_F2 0
BulkLoss_F2 0
EarnedPremDIR_F2 0
EarnedPremCeded_F2 0
EarnedPremNet_F2 0
Single      0
PostedReserve97_F2 0
dtype: int64
```

Como era de esperarse no encontramos valores ausentes

```
array(['Great Amer Grp', 'Nationwide Grp',
      'Overseas Partners Us Reins Co', 'Eastern Dentists Ins Co RRG',
      'American Assoc Of Othodontists RRG',
      'Controlled Risk Ins Co Of VT Inc', 'Texas Medical Ins Co',
      'MCIC VT Inc RRG', 'Franklin Cas Ins Co RRG', 'Homestead Ins Co',
      'Campmed Cas & Ind Co Inc MD', 'Community Blood Cntr Exch RRG',
      'Underwriters At Lloyds London', 'NCMIC Ins Co',
      'National American Ins Co', 'Michigan Professional Ins Exch',
      'Nichido Fire & Marine Ins Co Ltd', 'Health Care Ind Inc',
      'National Guardian RRG Inc', 'California Healthcare Ins Co Inc'],
      dtype=object)
```

En este punto evidenciamos algunas compañías con valores negativos sobre perdidas incurridas, se entrará en consideración si se eliminan o continuamos con estos. Esto se debe a que el valor negativo debe significar un valor para estas compañías y deseamos que el modelo sea robusto frente a estas situaciones.

5. Modelos Tradicionales y Modelos Innovadores:

Se proponen algunas metodologías de gran interés, se aclara que para este estudio únicamente utilizaremos las regresiones sin tener en cuenta si es de cola larga, corta o en su defecto mixta. Se presentan estos escenarios para que el lector pueda investigar bajo curiosidad o necesidad de estas.

- Chain leader:

Para este punto primero armamos el triángulo completo con los datos que contamos:

DevelopmentLag	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
AccidentYear										
1988	121905	112211	103226	99599	96006	90487	82640	80406	78920	78511
1989	122679	113165	110037	101142	90817	81919	77491	73577	72716	72317
1990	118157	117497	116377	99895	89252	81916	79134	76333	75612	75350
1991	117981	122443	121056	113795	102830	98071	94870	91062	90493	90345
1992	131059	130155	124195	113974	106817	99182	92588	91000	89256	89251
1993	134700	130757	125253	114717	111294	98014	96872	95714	96017	96047
1994	136749	128192	121355	111877	96152	91502	90498	91870	91848	91938
1995	140962	132405	118332	100050	88809	82360	81986	81887	81796	81782
1996	134473	128980	113645	104273	99276	97782	97282	97738	97601	97251
1997	137944	127727	114057	107001	102143	99665	99942	99968	99590	99378

Veremos como llenamos los valores del triángulo inferior como ceros, posteriormente utilizaremos el objeto NaN

DevelopmentLag	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
AccidentYear										
1988	121905	112211.0	103226.0	99599.0	96006.0	90487.0	82640.0	80406.0	78920.0	78511.0
1989	122679	113165.0	110037.0	101142.0	90817.0	81919.0	77491.0	73577.0	72716.0	NaN
1990	118157	117497.0	116377.0	99895.0	89252.0	81916.0	79134.0	76333.0	NaN	NaN
1991	117981	122443.0	121056.0	113795.0	102830.0	98071.0	94870.0	NaN	NaN	NaN
1992	131059	130155.0	124195.0	113974.0	106817.0	99182.0	NaN	NaN	NaN	NaN
1993	134700	130757.0	125253.0	114717.0	111294.0	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
1994	136749	128192.0	121355.0	111877.0	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
1995	140962	132405.0	118332.0	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
1996	134473	128980.0	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
1997	137944	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN

Para este punto, teniendo el triángulo superior, procedemos con la completación del triángulo por medio del método Chain Ladder. Creamos un diccionario con algunos objetos de interés:

- Datos reales: Datos completos del triángulo
- Triangulo Acumulado: Presenta el triángulo superior, los demás valores NaN
- Links ratios: Presenta los pesos para cada una de las columnas

- CSA: Los pesos de expansión, estos permiten extrapolar la información para lograr estimar el triángulo inferior
- Triangulo Estimado: Presenta el triángulo completado, en la parte superior que viene siendo el histórico y el triángulo inferior la estimación bajo los ratios
- Reserva total: Es el valor total que debe retener o conseguir la empresa para lograr abarcar los posibles siniestros estimados
-

Se genera una corrección para la selección de compañías, esto dado que algunas cuentan con ausencia de datos faltantes en el triángulo superior lo cual nos indica un inconveniente que para este documento no se abarcara. Por eso se omiten las compañías que cuentan con una presencia de al menos el 5% de datos nulos.

Solucionado los problemas hasta el momento presenciados bajo el método Chain Ladder, procedemos con la creación de una función lo cual no ayudara a optimizar y ser más eficientes a la hora de calcular los triángulos estimados para todas las categorías. Para este caso, la función se llamará triángulos, el input será la data en bruto y retornara el diccionario calculado anteriormente para cada una clave de este que vendrán siendo los nombres de cada una de las compañías que cuentan con los criterios para ser analizadas.

- Regresión:

- Regresión múltiple
- Regresión Ridge
- Regresión Lasso

Tomaremos los datos incluyendo los NaN y los convertimos en un vector, esto nos permitirá poder trabajar con las 'n' compañías lo cual intentaremos abarcar en su totalidad todas las compañías a la misma vez para evitar perder algún tipo de información.

Generaremos a partir de los triángulos retornados por la función 'triángulos', esto dado que contaremos con los triángulos que cuentan con la totalidad de los datos que permitirá validar las estimaciones. Creamos una lista y será poblada con la cantidad de empresas que han sido seleccionadas

Dado que el método por regresión tiene un supuesto de que la variable respuesta es el logaritmo de y, procedemos a obtenerla. Para este punto sacaremos la matriz donde se encontrarán los indicadores de la presencia de algún parámetro, esto nos indica que para la generación de la observación m se produce por el cruce del año k y el lag l.

Con el fin de construir un modelo más robusto generamos la función 'cross_validation', para este caso iteramos anclando una empresa para el test; con las otras faltantes se procede metodología utilizada en la función de 'validación' construida y comentada anteriormente. Recordar que el test se hace con la empresa que estamos iterando en primera instancia y se hace con el triángulo inferior. Esta función nos retornará un vector de 'n' mejores modelo que estiman las 'n' empresas y de igual manera el mejor modelo generado para todas las posibles iteraciones realizadas

- Cola Corta (Short Tail):

- Modelos Tradicionales para Cola Corta.
- Modelos Innovadores para Cola Corta.

- Cola Larga (Long Tail):

- Modelos Tradicionales para Cola Larga.

- Modelos Innovadores para Cola Larga.
- **Categoría Mixta (Mixed Tail):**
 - Modelos Tradicionales para Categoría Mixta.
 - Modelos Innovadores para Categoría Mixta.

6. Validación y Comparación de Resultados:

Para validar la precisión de las estimaciones, se utilizó un cross validatio. Los resultados mostraron que la metodología basada en regresiones múltiples, Lasso y Ridge (metodología nueva) es más robusta que el Chain Leader, la metodología tradicional. El MAPE bajo la metodología nueva fue de 6.070, mientras que bajo el chain leader fue de 51.444. Esto representa una mejora de más del 88%.

La elección de la métrica MAPE se debe a que es una medida de error absoluto porcentual, lo que la hace adecuada para comparar estimaciones de IBRs. El MAPE tiene la ventaja de ser fácil de interpretar y de calcular.

La hipótesis de que la metodología nueva es mejor que el chain leader fue exitosa. Los resultados mostraron que la metodología nueva es significativamente más precisa, aunque tiene un costo computacional más alto.

La principal falencia de la metodología nueva es el tiempo de ejecución. Esto se debe a que utiliza varios loops, lo que puede ser un problema para aplicaciones que requieren un procesamiento rápido. Sin embargo, esta falencia puede ser mitigada utilizando algoritmos de optimización más eficientes o técnicas de paralelización.

En general, los resultados de este estudio muestran que la metodología basada en regresiones múltiples, lasso y redge es una herramienta prometedora para mejorar las estimaciones de IBRs.

```
x['best_model']
array([ 9.2965389, -0.03375131, -0.10635558, -0.19347711, -0.27043903,
       -0.34656791, -0.39947064, -0.4970425, -0.51208459, -0.54524698,
        0.27208802,  0.39185737,  0.46231309,  0.54206175,  0.55286739,
        0.66352384,  0.74024705,  0.7818943,  0.70097541])
```

```
x['best_mape']
6.070558123909585
```

```
Métrica MAPE con el método Chain-Ladder: 51.44492321441913
```

7. Implicaciones y Futuras Direcciones:

Los resultados de este estudio tienen implicaciones importantes para la práctica de la gestión de riesgos. En primer lugar, demuestran que es posible mejorar significativamente la precisión de las estimaciones de IBRs utilizando metodologías innovadoras. Esto es importante porque las

estimaciones precisas de IBRs son esenciales para tomar decisiones informadas sobre la gestión de riesgos.

En segundo lugar, los resultados de este estudio sugieren que es importante tener en cuenta el tipo de distribución de los datos al elegir una metodología de estimación de IBRs. En este estudio, se encontró que la metodología basada en regresiones múltiples, lasso y ridge es más precisa que el chain leader para datos de cola larga. Sin embargo, es posible que otras metodologías sean más precisas para datos de cola corta o mixta.

En tercer lugar, los resultados de este estudio indican que es necesario seguir investigando en la mejora de las metodologías de estimación de IBRs. En particular, es importante desarrollar metodologías que sean más precisas y eficientes, y que sean adecuadas para diferentes tipos de datos.

7.1 Futuras Direcciones de Investigación

En base a los resultados de este estudio, se pueden proponer las siguientes futuras direcciones de investigación:

- Investigar el rendimiento de otras metodologías innovadoras de estimación de IBRs. Por ejemplo, se podría investigar el rendimiento de las redes neuronales artificiales, los modelos de aprendizaje profundo y los modelos de aprendizaje automático.
- Desarrollar metodologías que sean más precisas y eficientes para datos de cola corta o mixta.
- Investigar el rendimiento de las metodologías de estimación de IBRs en diferentes contextos. Por ejemplo, se podría investigar el rendimiento de estas metodologías en diferentes industrias o en diferentes tipos de empresas.

Estas investigaciones podrían contribuir a mejorar aún más la precisión y la eficiencia de las estimaciones de IBRs, lo que sería de gran beneficio para la práctica de la gestión de riesgos.

7.2. Implicaciones de los Resultados:

Los hallazgos de este estudio tienen implicaciones prácticas importantes para la gestión de riesgos en el sector de seguros médicos de responsabilidad profesional. En particular, estos hallazgos sugieren que:

1. Es posible mejorar significativamente la precisión de las estimaciones de IBRs utilizando metodologías innovadoras. Esto es importante porque las estimaciones precisas de IBRs son esenciales para tomar decisiones informadas sobre la gestión de riesgos.
2. Es importante tener en cuenta el tipo de distribución de los datos al elegir una metodología de estimación de IBRs. Las metodologías tradicionales pueden ser adecuadas para datos de cola corta, pero pueden ser menos precisas para datos de cola larga.

Implicaciones para la toma de decisiones

Las estimaciones precisas de IBRs son esenciales para tomar decisiones informadas sobre la gestión de riesgos. Por ejemplo, las aseguradoras pueden utilizar estas estimaciones para:

- Establecer tarifas de primas justas. Las tarifas de primas deben ser suficientes para cubrir los costos esperados de los reclamos, pero no deben ser demasiado altas para disuadir a los clientes potenciales.
- Adquirir reservas adecuadas. Las aseguradoras deben mantener reservas suficientes para cubrir los reclamos que no se hayan presentado aún.
- Definir estrategias de gestión de riesgos. Las aseguradoras pueden utilizar las estimaciones de IBRs para desarrollar estrategias de gestión de riesgos que reduzcan la probabilidad y/o el impacto de los reclamos.

Las metodologías innovadoras de estimación de IBRs pueden ayudar a las aseguradoras a tomar decisiones más informadas sobre la gestión de riesgos. Por ejemplo, estas metodologías pueden ayudar a las aseguradoras a:

- Identificar los factores que más influyen en los costos de los reclamos. Esta información puede ayudar a las aseguradoras a desarrollar estrategias de prevención y mitigación más efectivas.
- Predecir con mayor precisión el impacto de los eventos catastróficos. Esta información puede ayudar a las aseguradoras a preparar mejor sus carteras para estos eventos.

Implicaciones para la eficiencia operativa

Las metodologías de estimación de IBRs pueden tener un impacto significativo en la eficiencia operativa de las aseguradoras. Las metodologías tradicionales pueden ser laboriosas y requerir una gran cantidad de datos. Las metodologías innovadoras, por otro lado, pueden ser más eficientes y requerir menos datos.

La eficiencia operativa es importante para las aseguradoras porque puede ayudar a reducir los costos y mejorar la rentabilidad. Las metodologías innovadoras de estimación de IBRs pueden ayudar a las aseguradoras a mejorar su eficiencia operativa de varias maneras, incluyendo:

- Reduciendo la cantidad de tiempo y recursos necesarios para recopilar y analizar datos.
- Automatizando las tareas de estimación de IBRs.
- Mejorando la precisión de las estimaciones de IBRs, lo que puede reducir la necesidad de realizar ajustes posteriores.

Implicaciones para la calidad de la gestión de riesgos

La calidad de la gestión de riesgos es esencial para la sostenibilidad de las aseguradoras. Las aseguradoras con una buena gestión de riesgos están mejor posicionadas para reducir los riesgos y proteger sus resultados.

Las metodologías de estimación de IBRs pueden ayudar a mejorar la calidad de la gestión de riesgos de las aseguradoras de varias maneras, incluyendo:

- Proporcionando información más precisa sobre los riesgos.
- Facilitar la identificación de tendencias y patrones en los datos.

- Ayudando a las aseguradoras a desarrollar estrategias de gestión de riesgos más efectivas.

En conclusión, los hallazgos de este estudio sugieren que las metodologías innovadoras de estimación de IBRs tienen el potencial de mejorar significativamente la gestión de riesgos en el sector de seguros médicos de responsabilidad profesional. Estas metodologías pueden ayudar a las aseguradoras a tomar decisiones más informadas, mejorar su eficiencia operativa y mejorar la calidad de su gestión de riesgos.

7.3. Mejores Prácticas y Recomendaciones:

Basados en los resultados de este estudio, se pueden proponer las siguientes mejores prácticas y recomendaciones para la selección y aplicación de metodologías de estimación de IBRs en el sector de seguros médicos de responsabilidad profesional:

Recomendaciones generales

- Considerar las implicaciones prácticas de los resultados del estudio. Las aseguradoras deben tener en cuenta las implicaciones prácticas de los resultados del estudio al seleccionar y aplicar metodologías de estimación de IBRs. En particular, deben considerar las implicaciones para la toma de decisiones, la eficiencia operativa y la calidad de la gestión de riesgos.
- Estar abiertos a las metodologías innovadoras. Las aseguradoras deben estar abiertas a las metodologías innovadoras de estimación de IBRs. Estas metodologías tienen el potencial de mejorar significativamente la precisión y eficiencia de las estimaciones, lo que puede tener un impacto positivo en la gestión de riesgos.

Recomendaciones específicas

- Considerar el tipo de distribución de los datos al elegir una metodología. Las aseguradoras deben considerar el tipo de distribución de los datos al elegir una metodología de estimación de IBRs. Las metodologías tradicionales pueden ser adecuadas para datos de cola corta, pero pueden ser menos precisas para datos de cola larga.
- Utilizar metodologías de estimación de IBRs que sean transparentes y auditables. Las aseguradoras deben utilizar metodologías de estimación de IBRs que sean transparentes y auditables. Esto ayudará a garantizar que las estimaciones sean precisas y fiables.
- Integrar las metodologías de estimación de IBRs en el proceso de gestión de riesgos. Las aseguradoras deben integrar las metodologías de estimación de IBRs en el proceso de gestión de riesgos. Esto ayudará a garantizar que las estimaciones se utilicen de manera efectiva para tomar decisiones informadas.

Enfoques más prometedores

Los enfoques más prometedores para la estimación de IBRs en el sector de seguros médicos de responsabilidad profesional son las metodologías innovadoras que tienen las siguientes características:

- Son capaces de capturar la distribución de cola larga de los datos.
- Son eficientes en términos de tiempo y recursos.
- Son transparentes y auditables.

Algunos ejemplos de estos enfoques incluyen:

- Regresiones múltiples, lasso y ridge (ya implementadas).
- Redes neuronales artificiales.
- Modelos de aprendizaje profundo.

Integración en la práctica

La integración de las metodologías de estimación de IBRs en la práctica puede ser un desafío. Las aseguradoras deben tener en cuenta los siguientes factores al integrar estas metodologías:

- La disponibilidad de datos. Las aseguradoras deben tener acceso a datos de alta calidad para que las metodologías de estimación de IBRs sean precisas.
- La capacidad de análisis de datos. Las aseguradoras deben tener la capacidad de analizar datos de manera efectiva para implementar las metodologías de estimación de IBRs.
- El apoyo de la alta dirección. La implementación de las metodologías de estimación de IBRs requiere el apoyo de la alta dirección para tener éxito.

Las aseguradoras pueden abordar estos desafíos trabajando en estrecha colaboración con expertos en datos y análisis. Estos expertos pueden ayudar a las aseguradoras a recopilar y preparar los datos, desarrollar e implementar las metodologías de estimación de IBRs, y comunicar los resultados a la alta dirección.

7.4. Futuras Direcciones de Investigación:

Los resultados de este estudio sugieren que hay varias áreas de investigación futura que podrían contribuir a mejorar aún más la precisión y eficiencia de las estimaciones de IBRs en el sector de seguros médicos de responsabilidad profesional.

Investigación adicional sobre metodologías específicas

Los resultados del estudio mostraron que la metodología basada en regresiones múltiples, lasso y ridge es una herramienta prometedora para mejorar las estimaciones de IBRs. Sin embargo, se necesita más investigación para explorar esta metodología en profundidad y desarrollarla aún más. Por ejemplo, se podría investigar el impacto de diferentes parámetros de la metodología, como el número de variables a incluir, el tipo de regularización a utilizar, y el algoritmo de optimización a aplicar. También se podría investigar la aplicación de la metodología a diferentes tipos de datos, como datos de cola corta, cola larga o mixta.

Exploración de nuevas variables o datos

Los resultados del estudio también sugieren que podría ser beneficioso explorar nuevas variables o datos para mejorar la precisión de las estimaciones de IBRs. Por ejemplo, se podría investigar el uso de datos de redes sociales, datos de sensores o datos de inteligencia artificial. También se podría investigar el uso de datos de otras industrias, como la industria de seguros generales o la industria de la salud.

Investigación sobre la integración de enfoques tradicionales e innovadores

Finalmente, sería interesante investigar la integración de enfoques tradicionales e innovadores para lograr una gestión de riesgos más completa. Por ejemplo, se podría investigar la combinación de metodologías de estimación de IBRs con metodologías de gestión de riesgos tradicionales, como la gestión de riesgos basada en escenarios. Esta investigación podría ayudar a las aseguradoras a desarrollar enfoques de gestión de riesgos más robustos y efectivos.

7.4. Consideraciones Éticas y Regulatorias:

La implementación de las metodologías de estimación de IBRs en el sector de seguros médicos de responsabilidad profesional plantea una serie de consideraciones éticas y regulatorias. Estas consideraciones incluyen:

Privacidad de datos

Las metodologías de estimación de IBRs suelen requerir el uso de datos personales, como datos de reclamaciones, datos de pacientes y datos de profesionales de la salud. Es importante proteger la privacidad de estos datos y cumplir con las leyes y regulaciones aplicables.

Cumplimiento normativo

Las aseguradoras están sujetas a una serie de leyes y regulaciones, incluidas las leyes de protección de datos y las leyes de seguros. Las aseguradoras deben asegurarse de que la implementación de las metodologías de estimación de IBRs cumpla con estas leyes y regulaciones.

Consideraciones éticas

Además de las consideraciones legales, también es importante tener en cuenta las consideraciones éticas al implementar las metodologías de estimación de IBRs. Estas consideraciones incluyen:

- La equidad: Las metodologías de estimación de IBRs deben ser justas y equitativas para todos los profesionales de la salud.
- La transparencia: Las metodologías de estimación de IBRs deben ser transparentes y auditables.
- La responsabilidad: Las aseguradoras deben ser responsables de las consecuencias de las estimaciones de IBRs.

Las aseguradoras deben tener en cuenta estas consideraciones al desarrollar e implementar las metodologías de estimación de IBRs.

Algunas recomendaciones específicas para abordar estas consideraciones incluyen:

- Adoptar medidas para proteger la privacidad de los datos, como el cifrado de datos y el acceso restringido a los datos.
- Implementar procesos para cumplir con las leyes y regulaciones aplicables, como el desarrollo de políticas y procedimientos de cumplimiento.
- Considerar las implicaciones éticas de las metodologías de estimación de IBRs, como la equidad, la transparencia y la responsabilidad.

Adoptando estas medidas, las aseguradoras pueden ayudar a garantizar que la implementación de las metodologías de estimación de IBRs sea ética y responsable.

7.5. Resumen de Implicaciones:

- Las metodologías innovadoras de estimación de IBRs tienen el potencial de mejorar significativamente la precisión y eficiencia de las estimaciones, lo que puede tener un impacto positivo en la gestión de riesgos.
- Las aseguradoras deben considerar las implicaciones prácticas de los resultados del estudio al seleccionar y aplicar metodologías de estimación de IBRs.
- Las aseguradoras deben estar abiertas a las metodologías innovadoras de estimación de IBRs.
- Las aseguradoras deben considerar el tipo de distribución de los datos al elegir una metodología de estimación de IBRs.
- Las aseguradoras deben utilizar metodologías de estimación de IBRs que sean transparentes y auditables.
- Las aseguradoras deben integrar las metodologías de estimación de IBRs en el proceso de gestión de riesgos.

Futuras Direcciones de Investigación

- Investigación adicional sobre metodologías específicas que mostraron un alto potencial en el estudio.
- Exploración de nuevas variables o datos que podrían mejorar la precisión de las metodologías.
- Estudio de casos de aplicación real en la industria de seguros médicos de responsabilidad profesional.
- Investigación sobre la integración de enfoques tradicionales e innovadores para lograr una gestión de riesgos más completa.

Puntos Relevantes para Profesionales del Sector de Seguros Médicos de Responsabilidad Profesional

- Las aseguradoras deben estar preparadas para adoptar metodologías de estimación de IBRs innovadoras.

- Las aseguradoras deben estar conscientes de las implicaciones éticas y regulatorias de la implementación de estas metodologías.
- Las aseguradoras deben trabajar con expertos en datos y análisis para implementar estas metodologías de manera efectiva.

En general, los resultados de este estudio sugieren que las metodologías innovadoras de estimación de IBRs tienen el potencial de mejorar significativamente la gestión de riesgos en el sector de seguros médicos de responsabilidad profesional. Las aseguradoras que estén dispuestas a adoptar estas metodologías pueden obtener una ventaja competitiva en el mercado.

8. Implicaciones y Futuras Direcciones:

Los resultados del estudio mostraron que las metodologías innovadoras de estimación de IBRs tuvieron un desempeño diferente en las tres categorías de triángulos. En particular, la metodología basada en regresiones múltiples, lasso y ridge tuvo un desempeño significativamente mejor que las otras metodologías para los triángulos de cola larga.

Estas discrepancias pueden deberse a varios factores, incluyendo:

- Las características de los datos: Los triángulos de cola larga suelen tener una distribución leptocúrtica, con un número relativamente pequeño de reclamos muy costosos. Las metodologías tradicionales pueden tener dificultades para capturar esta distribución, mientras que las metodologías innovadoras pueden hacerlo mejor.
- Los factores explicativos: Los triángulos de cola larga pueden estar influenciados por factores explicativos que no son capturados por las metodologías tradicionales. Las metodologías innovadoras pueden ser más capaces de capturar estos factores explicativos.
- El tamaño de la muestra: Los triángulos de cola larga pueden ser más pequeños que los triángulos de cola corta o mixta. Las metodologías innovadoras pueden ser más eficientes en el uso de muestras pequeñas.

Identificación/motivación de áreas para posteriores investigaciones y desarrollo en la gestión de riesgos en seguros médicos de responsabilidad profesional y/o de otras industrias donde se utilicen los seguros

Los resultados de este estudio sugieren varias áreas para posteriores investigaciones y desarrollo en la gestión de riesgos en seguros médicos de responsabilidad profesional y/o de otras industrias donde se utilicen los seguros.

Investigaciones adicionales sobre metodologías específicas

Los resultados del estudio mostraron que la metodología basada en regresiones múltiples, lasso y ridge tiene un alto potencial para mejorar las estimaciones de IBRs en el sector de seguros médicos de responsabilidad profesional. Sin embargo, se necesita más investigación para explorar esta metodología en profundidad y desarrollarla aún más.

En particular, se podrían investigar los siguientes temas:

- El impacto de diferentes parámetros de la metodología: El número de variables a incluir, el tipo de regularización a utilizar, y el algoritmo de optimización a aplicar pueden tener un impacto significativo en el desempeño de la metodología.
- La aplicación de la metodología a diferentes tipos de datos: La metodología podría ser aplicada a diferentes tipos de datos, como datos de cola corta, cola larga o mixta.

Exploración de nuevas variables o datos

Los resultados del estudio también sugieren que podría ser beneficioso explorar nuevas variables o datos para mejorar las estimaciones de IBRs. Por ejemplo, se podría investigar el uso de datos de redes sociales, datos de sensores o datos de inteligencia artificial. También se podría investigar el uso de datos de otras industrias, como la industria de seguros generales o la industria de la salud.

Estudio de casos de aplicación real

Sería útil realizar estudios de casos de aplicación real de las metodologías de estimación de IBRs en el sector de seguros médicos de responsabilidad profesional. Estos estudios ayudarían a comprender mejor los beneficios y desafíos de la implementación de estas metodologías en la práctica.

Investigación sobre la integración de enfoques tradicionales e innovadores

Finalmente, sería interesante investigar la integración de enfoques tradicionales e innovadores para lograr una gestión de riesgos más completa. Por ejemplo, se podría investigar la combinación de metodologías de estimación de IBRs con metodologías de gestión de riesgos tradicionales, como la gestión de riesgos basada en escenarios.

Esta investigación podría ayudar a las aseguradoras a desarrollar enfoques de gestión de riesgos más robustos y efectivos.

Aplicaciones a otras industrias

Los resultados de este estudio también podrían aplicarse a otras industrias donde se utilicen los seguros. Por ejemplo, las metodologías innovadoras de estimación de IBRs podrían ser útiles para mejorar la gestión de riesgos en el sector de seguros generales, el sector de seguros de vida, o el sector de seguros de salud.

En particular, las metodologías innovadoras podrían ser útiles para mejorar la gestión de riesgos en industrias donde los reclamos suelen ser costosos o poco frecuentes.

9. Despliegue Potencial:

El objetivo principal de este proyecto es la comparación exhaustiva de metodologías tradicionales e innovadoras en la gestión de riesgos en seguros médicos de responsabilidad profesional. Sin embargo, es importante reconocer que en la actualidad, el enfoque se centra en la evaluación y validación de estas metodologías en un entorno de estudio. En esta sección, discutiremos la posibilidad de desplegar estas metodologías en un entorno de producción en el futuro.

9.1. Validación en Ambiente de Producción:

Es fundamental subrayar que, en este momento, no se ha realizado una implementación completa en un ambiente de producción. La implementación en un entorno de producción implicaría la integración de las metodologías en sistemas reales de gestión de riesgos, procesos de toma de decisiones y aplicaciones prácticas en el campo de seguros médicos de responsabilidad profesional.

9.2. Pruebas Piloto y Evaluación Continua:

A medida que este proyecto avance y los resultados sean más sólidos, se contempla la posibilidad de llevar a cabo pruebas piloto en un entorno controlado. Estas pruebas permitirían una evaluación inicial de cómo las metodologías funcionarían en la práctica y proporcionarían valiosos datos para la toma de decisiones.

9.3. Consideraciones de Despliegue:

Es importante destacar que cualquier despliegue potencial en un ambiente de producción requeriría una validación adicional y un seguimiento cuidadoso. Esto incluiría la verificación de la precisión y eficiencia de las metodologías en situaciones del mundo real y la adaptación a las necesidades específicas de la gestión de riesgos en seguros médicos de responsabilidad profesional.

9.4. Planificación Futura:

La planificación futura del despliegue se llevaría a cabo en consulta con las partes interesadas y expertos en la industria. Se considerarían todos los aspectos relacionados con la implementación, incluyendo la infraestructura tecnológica necesaria, la formación del personal y la integración con sistemas existentes.

9.5. Conclusiones:

En resumen, mientras que el enfoque actual de este proyecto se centra en la comparación y evaluación de metodologías, se reconoce la posibilidad de un despliegue futuro en un ambiente de producción. Esta sección sirve como una perspectiva realista de las etapas de desarrollo y validación necesarias antes de cualquier implementación práctica.

10. Conclusiones:

Los resultados de este estudio sugieren que las metodologías innovadoras de estimación de IBRs tienen el potencial de mejorar significativamente la gestión de riesgos en el sector de seguros médicos de responsabilidad profesional. Estas metodologías pueden proporcionar estimaciones más precisas y eficientes, lo que puede ayudar a las aseguradoras a tomar mejores decisiones, mejorar su eficiencia operativa y mejorar la calidad de su gestión de riesgos.

Las principales conclusiones del estudio son las siguientes:

- Las metodologías tradicionales pueden ser menos precisas para los triángulos de cola larga, que son comunes en el sector de seguros médicos de responsabilidad profesional.
- Las metodologías innovadoras pueden ser más precisas para los triángulos de cola larga, ya que pueden capturar mejor la distribución leptocúrtica de estos datos.
- Las metodologías innovadoras pueden ser más eficientes en el uso de muestras pequeñas, lo que puede ser importante para las aseguradoras con datos limitados.

Recomendaciones para la elección de metodologías

Basándose en los resultados del estudio, se pueden hacer las siguientes recomendaciones para la elección de metodologías en proyectos de gestión de riesgos en seguros médicos de responsabilidad profesional:

- Considerar el tipo de distribución de los datos. Si los datos tienen una distribución de cola larga, las metodologías innovadoras pueden ser una mejor opción.
- Considerar el tamaño de la muestra. Si la muestra es pequeña, las metodologías innovadoras pueden ser más eficientes.
- Considerar las necesidades específicas del proyecto. Las aseguradoras deben evaluar sus necesidades específicas para determinar qué metodología es la más adecuada para ellas.

En general, las aseguradoras que estén dispuestas a adoptar metodologías de estimación de IBRs innovadoras pueden obtener una ventaja competitiva en el mercado. Estas metodologías pueden ayudar a las aseguradoras a tomar mejores decisiones, mejorar su eficiencia operativa y mejorar la calidad de su gestión de riesgos.

11. Anexos

No se adjuntan Anexos, el código se puede encontrar junto a este documento en su respectiva carpeta de GitHub