



Accidente Cerebrovasculares



Julian Mónaco - Estudiante - Data Science Jorge Ruiz - Profesor - Comisión 42390 Aldana Ruscitti - Tutora - Comisión 42390



Indice

Motivo de la Investigación	3
Interrogantes Problema	4
Es la edad un factor clave?	5
Hipertensión y afecciones cardíacas	6
Influye la zona de residencia en los ACV?	7
El azúcar en sangre aumenta los riesgos?	8
Algoritmos de Clasificación	9
Random Forest	10
Regresión Logística	11
KNN	12
Conclusiones	13



Motivo de la Investigación



NovaCare, líder en medicina prepaga, busca reducir costos de internación y tratamiento ocasionados por cuadros de accidente cerebrovasculares (ACV) entendiendo que la prevención es la clave no solo para abaratar costos sino que también esto significa una mejor calidad de vida para el paciente, para ello empresa se enfoca en entender que condiciones clínicas y factores sociales aumentan el riesgo de ACV y de esta forma impulsar programas de concientización y prevención para pacientes de alto riesgo promoviendo un estilo de vida saludable.

Un problema en crecimiento

Según un reporte de la Asociación Americana del Corazón de Estados Unidos, en el país norteamericano se gastaron anualmente USD 43.5 billones entre 2014 y 2015 en costos totales por accidentes cerebro vasculares. De ese monto, USD 28 billones fueron para internaciones hospitalarias, visitas a urgencias, medicamentos recetados y atención médica a domicilio. El gasto por paciente fue de USD 7.902.

Dicha cifra, según prevé el informe, se duplicará entre 2015 y 2035 debido al incremento en la aparición de casos de ACV en la población.

Impacto de los ACV en los costos

- Internaciones extendidas
- Requerimiento de medicación post internación
- Solicitud de profesionales para rehabilitación
- Tratamientos ambulatorios
- Mayor requerimiento de profesionales

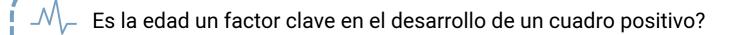


Interrogantes Problema



NovaCare nos ha dispuesto 4 lineas de investigación que han detectado como posibles causas contributivas a cuadros que derivan en cuadros de ACV y consecuentemente incrementando los costos y recursos utilizados por el afiliado.

Luego de la reunión ejecutiva hemos dispuesto los siguientes interrogantes a investigar:



Las personas con problemas de hipertensión y afecciones cardíacas son mas propensas a desarrollar síntomas?

✓/ Influye la zona de residencia en los pacientes positivos?

-M− El azúcar en sangre aumenta los riesgos?





Datos

La investigación se realizó sobre la información proporcionada por NovaCare que cuenta con registros de pacientes únicos que cubren un rango etario que va desde los neonatales hasta adultos mayores, incluyendo aspectos sociales como lugar de residencia, tipo de trabajo, situación frente al tabaquismo, etc. Por el lado clínico se nos proporciona información sobre problemas cardiacos, hipertensión, índice de masa corporal, etc.

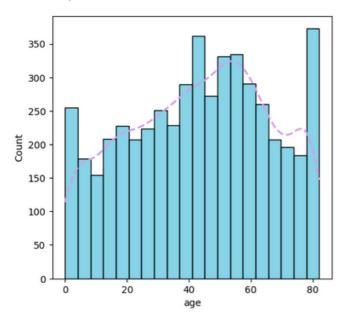


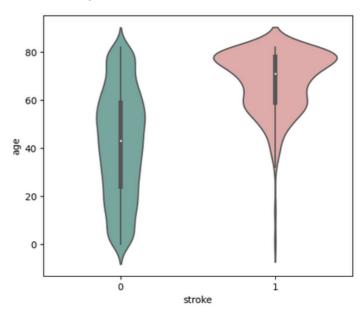


Es la edad un factor clave en el desarrollo de un cuadro positivo?



Los registros fueron clasificados por grupos etarios que representen las etapas de la vida de una persona, desde su Juventud, pasando al joven adulto, etapas de adultez y persona mayor, en estas ultimas etapas es donde se ve aumentada la cantidad de casos positivos de ACV.





Grupo de Edad	Casos Positivos	Porcentaje
(0, 18]	2	0,8%
(18, 35]	1	0,4%
(35, 55]	35	14,1%
(55, 70]	82	33,1%
(70, 82]	128	51,6%

*Comprobación estadística realizada con el coeficiente Biserial puntual que arroja un resultado de 0.24 y un P Valor menor a 0.05

Los resultados obtenidos confirman que la edad es un factor determinante en estos cuadros ya que entran en juego una multiplicidad de factores que pueden predisponer al individuo a generar coágulos que viajen por el sistema sanguíneo y terminen alojados en el cerebro ocasionando la interrupción total o parcial del flujo, entre los principales factores podemos identificar:

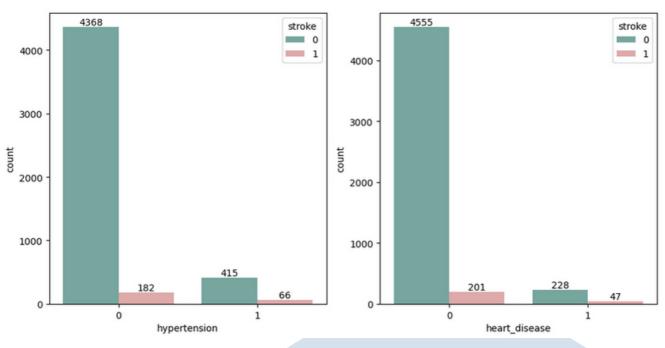
- Cambios en el corazón propios de la edad (fibrilación auricular, arritmia, etc)
- Fragilidad vascular: Con la edad, las paredes de los vasos sanguíneos pueden volverse más frágiles y propensas a la ruptura
- Aterosclerosis: La acumulación de placa en las arterias
- Estilo de vida poco saludables



Las personas con problemas de hipertensión y afecciones cardíacas son mas propensas a desarrollar síntomas?



Ya hemos visto en el punto anterior que la edad es un factor clave en el desarrollo de cuadros de ACV ya que el cuerpo sufre modificaciones sobre todo aquellas que afectan al corazón y al flujo sanguíneo, por lo tanto ahora el interrogante es confirmar si dichas percepciones son correctas y se confirman con los datos que hemos recibido.



Hipertensión	Afecciones Cardíacas	ACV	Total registros	% registros
	Negativo	Negativo	4191	96,6%
Nogativo	Negativo	Confirmado	148	3,4%
Negativo	Confirmado	Negativo	177	83,9%
	Confirmado	Confirmado	34	16,1%
	Negative	Negativo	364	87,3%
Confirmado	Negativo	Confirmado	53	12,7%
Confirmado	Confirmado	Negativo	51	79,7%
	Commado	Confirmado	13	20,3%

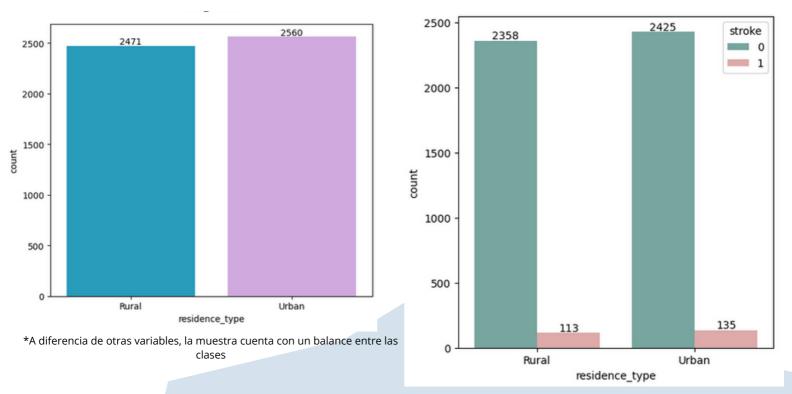
^{*}Comprobación estadística realizada con el coeficiente CHI2 que arroja un resultado de 163.8 y un P Valor menor a 0.05

Aquellos registros que presentan alguna de las dos patologías mencionadas tienen un mayor porcentaje de sufrir un ACV que aquellas que no, en las personas sin ninguna de las dos patologías el sufrir un ACV es muy poco probable según la investigación realizada.



Influye la zona de residencia en los pacientes positivos?

El entorno es parte fundamental en la vida de una persona, nuestro entorno nos afecta directamente y por sobre todo condiciona nuestros estilos de vida, costumbres y vivencias, por eso se quiere determinar si el lugar de residencia de los pacientes puede ser un factor determinante en la aparición de cuadros positivos de ACV. En los registros recibidos contamos con una clasificación binaria en donde se identifica si los individuos habitan en zonas urbanas o rurales.



Residencia	ACV	Cantidad	Porcentaje
Rural	Negativo	2358	95.4%
Kulai	Confirmado	113	4.6%
Urban	Negativo	2425	94.7%
	Confirmado	135	5.3%

^{*}Comprobación estadística realizada con el coeficiente CHI2 que arroja un resultado de 1.17 y un P Valor superior a 0.05

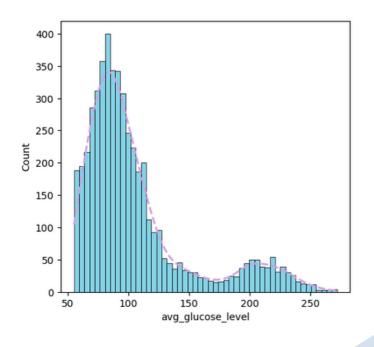
El entorno donde reside el paciente en este caso no pareciera tener incidencia sobre aumentar los riesgos de sufrir un ACV basados en los datos de muestra que hemos recibido. Podría haberse intuido a priori que una persona en una ciudad desarrolla hábitos menos saludables que aumenten el riesgo del cuadro, pero no es conclusivo y dependerá de otros factores a tener en cuenta.

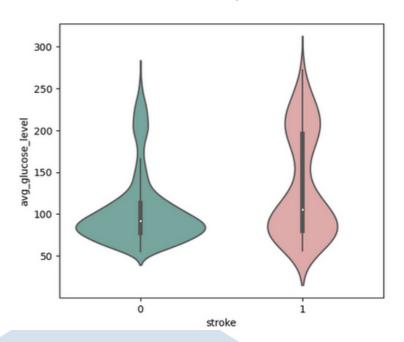


El azúcar en sangre aumenta los riesgos?



A lo largo del informe hemos discutido como los hábitos poco saludables pueden tener un impacto directo en la salud del individuo, el consumo de azúcar en sangre tiene un impacto directo en los niveles de presión que ya confirmamos tiene una relación directa con el ACV, buscamos confirmar esta teoría de como altos niveles de azúcar en sangre pueden hacer mas propenso al individuo a sufrir un caso positivo.





Azucar en Sangre	Casos Positivos	Porcentaje				
(50, 100]	112	45.2%				
(100, 150]	47	19.0%				
(150, 200]	34	13.7%				
(200, 250]	50	20.2%				
(250, 300]	5	2.0%				

^{*}Comprobación estadística realizada con el coeficiente Biserial puntual que arroja un resultado de 0.13 y un P Valor menor a 0.05

Efectivamente como devuelven los resultados de la investigación niveles altos de azúcar en sangre pueden fomentar el desarrollo de cuadros que deriven en ACV ya que puede dañar los vasos sanguíneos a lo largo del tiempo, debilitándolos y volviéndolos más propensos a la acumulación de placa (aterosclerosis). Esto estrecha las arterias y dificulta la circulación sanguínea, lo que aumenta el riesgo de coágulos y bloqueos



Algoritmos de Clasificación - Machine Learning-



En esta seccion del documento abordaremos el uso de algoritmos de clasifiación para intentar generar un modelo que nos permita identificar en que casos NovaCare debe comenzar a implementar el protocolo de prevención de ACV según el paciente. Para esto someteremos los datos a diferentes pruebas e identificaremos cual modelo obtiene un mejor rendimiento.

Dada la naturaleza de los datos y del objetivo de la investigación, los modelos elegidos para ser evaluados fueron los siguientes:

Cada modelo fue sometido a diversas pruebas para obtener el mejor resultado en cada iteración, los resultados mostrados en este documento corresponden a tres instancias, una utilizando variables originales, otra donde las variables continuas fueron convertidas a categóricas y finalmente utilizando un umbral personalizado para separar los casos positivos de los negativos.

Desbalance

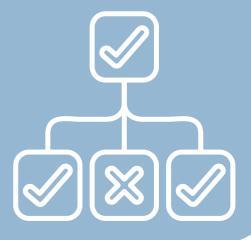
Hemos implementado técnicas de balanceo para evitar el sesgo, mejorar la capacidad predictiva, mejorar la detección de la clase minoritaria, evitar el sobre ajuste y no caer en un escenario de generalización deficiente. Las técnicas utilizadas fueron:

- Penalización de la clase mayoritaria
- Generación de datos sintéticos (SMOTE)
- Reducción de clase mayoritaria (Near Miss)





Algoritmos de Clasificación - Random Forest-



Random Forest		Casos							
Estrategia	Negativos	%	Falsos Negativos	%	Positivos	%	Falsos Positivos	%	Coeficiente Predictivo (F1-Positivo)
	Selección de variables , validación cruzada y optimización de hiperparámetros								
Balanced	1031	72%	17	21%	64	79%	398	28%	24%
SMOTE	1064	74%	22	27%	59	73%	365	26%	23%
Near Miss	504	35%	19	23%	62	77%	925	65%	12%
			Ut	ilizand	o Categorización de v	ariabl	es		
Balanced	966	68%	13	16%	68	84%	463	32%	22%
SMOTE	971	68%	13	16%	68	84%	458	32%	22%
Near Miss	787	55%	10	12%	71	88%	642	45%	18%
			Utilizan	do Cor	te Optimo (Umbral pe	ersona	alizado)		
Balanced	1164	81%	22	27%	59	73%	265	19%	29%
SMOTE	1138	80%	22	27%	59	73%	291	20%	27%
Near Miss	907	63%	15	19%	66	81%	522	37%	20%

^{*}Los % entre columnas estan calculados en base al total de negativos y positivos según corresponda, de tal manera, podemos interpretar los resultados como: "que % de los casos negativos o positivos representa dicho numero"



Insights

Utilizando el modelo de Random Forest observamos que se obtuvo el mejor resultado en la ultima iteración utilizando la penalidad sobre la clase mayoritaria, aunque esto esta sujeto a debate ya que si observamos la mejora proviene de un menor numero de falsos positivos, lo cual es un buen indicio pero sacrifica un aumento de 9 puntos en los falsos negativos, aunque este aumento esta sesgado si lo medimos en valores nominales ya que el numero es pequeño en comparación con el valor nominal en la reducción de los falsos positivos.

En consecuencia se deberá medir y ponderar que casos tiene un mayor impacto en los costos a futuro para la empresa.

Configuración del modelo

bootstrap: True

class_weight: None /Balanced

criterion: 'gini' max_depth: 8

max_leaf_nodes: 11 min_samples_leaf: 8 min_samples_split: 2

n_estimators: 800





Algoritmos de Clasificación - Regresión Logística-



R. Logística	Casos								
Estrategia	Negativos	%	Falsos Negativos	%	Positivos	%	Falsos Positivos	%	Coeficiente Predictivo (F1-Positivo)
Selección de variables , validación cruzada y optimización de hiperparámetros									
Balanced	1026	72%	13	16%	68	84%	403	28%	25%
SMOTE	1026	72%	15	19%	66	81%	403	28%	24%
Near Miss	987	69%	22	27%	59	73%	442	31%	20%
			Ut	ilizand	o Categorización de v	ariabl	es		
Balanced	964	67%	12	15%	69	85%	465	33%	22%
SMOTE	966	68%	13	16%	68	84%	463	32%	22%
Near Miss	953	67%	27	33%	54	67%	476	33%	18%
			Utilizan	do Cor	te Optimo (Umbral pe	rsona	alizado)		
Balanced	1153	81%	19	23%	62	77%	276	19%	30%
SMOTE	1174	82%	23	28%	58	72%	255	18%	29%
Near Miss	980	69%	28	35%	53	65%	449	31%	18%

^{*}Los % entre columnas estan calculados en base al total de negativos y positivos según corresponda, de tal manera, podemos interpretar los resultados como: "que % de los casos negativos o positivos representa dicho numero"



Insights

En el caso del modelo de regresión logística vemos que no es sensible a la categorización de las variables ya que los resultados son los mismos, pero si presenta una mejoría al utilizar el corte óptimo en donde llega a tener una performance de 30% en el F1-Score de la clase Positiva superando al modelo Random Forest en su mejor resultado.

Cabe mencionar que no en todos los casos mejora el rendimiento ya que se observa que al utilizar Near Miss y corte optimo nos da como resultado la peor performance del modelo.

Configuración del modelo

C: 0.5

class_weight: None / Balanced

fit_intercept: True intercept_scaling: 1

I1_ratio: None

max_iter: 1000

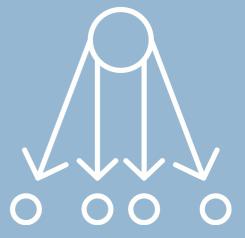
multi_class: 'auto' penalty: 'I2'

solver: 'lbfgs'





Algoritmos de Clasificación -KNN-



KNN	Casos								
Estrategia	Negativos	%	Falsos Negativos	%	Positivos	%	Falsos Positivos	%	Coeficiente Predictivo (F1-Positivo)
	Selección de variables , validación cruzada y optimización de hiperparámetros								
No Penalty	1353	95%	67	83%	14	17%	76	5%	16%
SMOTE	1140	80%	26	32%	55	68%	289	20%	26%
Near Miss	945	66%	21	26%	60	74%	484	34%	19%
			Ut	ilizand	o Categorización de v	ariabl	es		
No Penalty	1394	98%	73	90%	8	10%	35	2%	14%
SMOTE	1384	97%	72	89%	9	11%	45	3%	13%
Near Miss	997	70%	36	44%	45	56%	432	30%	16%
			Utilizan	do Cor	te Optimo (Umbral pe	rsona	alizado)		
No Penalty	1323	93%	70	86%	11	14%	106	7%	11%
SMOTE	735	51%	42	52%	39	48%	694	49%	10%
Near Miss	491	34%	25	31%	56	69%	938	66%	10%

^{*}Los % entre columnas estan calculados en base al total de negativos y positivos según corresponda, de tal manera, podemos interpretar los resultados como: "que % de los casos negativos o positivos representa dicho numero"



Insights

KNN se ve altamente impactado por el cambio de enfoque al utilizar todas variables categóricas, incluso en el caso de SMOTE en donde había tenido un resultado aceptable incluso superando a los otros modelos en cuanto a rendimiento predictivo en la primera iteración, no se desempeña de la misma forma al cambiar el enfoque de las variables donde se ve altamente superado por los otros dos modelos que performan por encima incluso de su mejor valor.

No se recomendaría al menos en esta instancia y con estos datos avanzar con este modelo.

Configuración del modelo

No Penalty leaf_size: 1

n_neighbors: 1

p: 1

weights: distance

SMOTE

leaf_size: 1

n_neighbors: 10

p: '

weights: 'distance'

Near Miss

leaf_size: 1

n_neighbors: 8

p: 2

weights: 'uniform'





Conclusiones



A lo largo de este informe pudimos comprobar como algunas de las hipotesis planteadas por NovaCare fueron confirmadas desde el punto de vista estadístico, con esta información es posible llevar a cabo un plan de prevención que tenga como objetivo atacar los puntos centrales que pueden generar cuadros de accidentes cerebrovasculares y en consecuencia un aumento en los gatos médicos por parte del paciente.

En este contexto recomendamos a NovaCare la implementación de un plan preventivo sobre los individuos que se ajusten al siguiente perfil:

- Personas mayores de 20 años (ya que los casos comienzan a partir de los 35 y es imperioso que los hábitos se desarrollen con tiempo)
- Residencia indistinta por lo que el plan puede implementarse en cada centro medico propio o afiliado
- Personas con cuadros de diabetes, problemas cardíacos y/o hipertensas
- Considerar ademas personas con antecedentes de las afecciones mencionadas en el punto anterior ya que esta probado que suelen ser hereditarias.

Se recomienda un plan integral que consista en mejorar la calidad de vida de las personas desde una temprana edad que consista en mejora en la alimentación, mejora en la actividad física y controles periódicos sobre posible aparición de afecciones cardíacas.

Conclusiones del modelo

Hablando de los hallazgos estadísticos y de modelo predictivo, el mismo necesita de una mayor cantidad y calidad de datos, se recomienda a NovaCare la recolección de datos mas granulares sobre todo en lo que concierne a los valores de presión y enfermedades y condiciones cardíacas de los pacientes ya que esto podría darnos mas herramientas para alimentar un modelo que mejore la predicción sin tener que lidiar con tantos casos de falsos positivos.

La prevención es el camino hacia la mejor calidad de vida, y juntos podemos hacer la diferencia.

