



Universidad de Valladolid



**PREDICCIÓN DEL ESTADO NEUROLÓGICO  
FUNCIONAL EN PACIENTES CON HEMORRAGIA  
SUBARACNOIDEA ANEURISMÁTICA MEDIANTE  
TÉCNICAS DE APRENDIZAJE AUTOMÁTICO.  
PROPUESTA DE UN NOMOGRAMA BASADO EN  
VARIABLES CLÍNICAS.**

**FACULTAD DE MEDICINA · UNIVERSIDAD DE VALLADOLID · HOSPITAL  
UNIVERSITARIO RÍO HORTEGA · SERVICIO DE NEUROCIRUGÍA**

**GRADO EN MEDICINA**

**TRABAJO FIN DE GRADO**

**Curso 2022-2023**

**AUTORA:** Natalia de la Torre Geijo

**TUTOR:** Dr. Sergio García García

**COTUTORA:** Rosario Sarabia Herrero

# ÍNDICE DE CONTENIDOS

## 1. RESUMEN

## 2. INTRODUCCIÓN

## 3. OBJETIVOS

## 4. MATERIAL Y MÉTODOS

4.1. Diseño del estudio

4.2. Materiales

4.3. Variables del estudio

4.4. Análisis estadístico

## 5. RESULTADOS

5.5. Estadística descriptiva

5.6. Modelos predictivos

## 6. DISCUSIÓN

## 7. CONCLUSIÓN

## 8. AGRADECIMIENTOS

## 9. BIBLIOGRAFÍA

## ANEXO

## PÓSTER

## 1. RESUMEN

**Introducción y objetivos:** La HSAa causa graves secuelas neurológicas que condicionan el pronóstico funcional de quienes sobreviven. Existen factores de riesgo que permiten identificar pacientes susceptibles de sufrir una peor evolución. Sin embargo, no predicen con precisión su resultado funcional definitivo. Las técnicas de ML procesan grandes volúmenes de datos y construyen algoritmos predictivos a partir de ellos. El objetivo del estudio es predecir el estado neurológico funcional en una cohorte consecutiva de pacientes con HSAa mediante técnicas de ML a partir de variables clínicas, además de crear un nomograma predictivo a partir de dichas variables.

**Material y métodos:** Estudio retrospectivo unicéntrico de una cohorte consecutiva de pacientes con HSAa. Se analizaron variables demográficas (edad), clínicas (WFNS, mRS3), radiológicas (mF) y terapéuticas. El resultado funcional se evaluó mediante la escala mRS3DIC. Se emplearon los siguientes modelos de ML: RL, NN, Naïve Bayes, Support Vector Machine, Random Forest y k-Nearest-Neighbors. Las cohortes de entrenamiento y test fueron obtenidas mediante división aleatoria.

**Resultados:** Se analizaron 190 pacientes con HSAa, 133 para entrenar el modelo y 57 para su evaluación. El 54% de los pacientes eran mujeres y la edad media fue de 58 años. Las modas de WFNS al ingreso y de mF fueron 1 y 4 respectivamente. 25 pacientes no recibieron tratamiento, 94 fueron tratados quirúrgicamente y el 37.5% restante endovascularmente. La mortalidad fue del 36.8%. A los 3 meses el 56.8% habían fallecido o presentaban un mal resultado clínico (Mrs3DIC). El mejor modelo fue el Naive Bayesian, basado en WFNS, mF, edad e hidrocefalia aguda, con una precisión=82%, una F1=0.83 y un AUC=0.9. El nomograma creado a partir de RL permite introducir interactivamente los datos clínicos y devuelve una probabilidad de resultado funcional.

**Conclusión:** Los algoritmos de ML basados en variables clínicas permiten predecir con elevada precisión el resultado funcional de los pacientes con HSAa.

### PALABRAS CLAVE

1. Hemorragia subaracnoidea
2. Inteligencia artificial
3. Machine Learning,
4. Pronóstico funcional.

### ABREVIATURAS

**ML:** machine learning o aprendizaje automático

**HSAa:** hemorragia subaracnoidea aneurismática

**mRS3:** escala modificada de Rankin a los 3 meses

**mRS3DIC:** escala modificada de Rankin a los 3 meses dicotomizada

**mF:** escala de Fisher modificada

**RL:** regresión logística

**NN:** red neuronal

**HIP:** hematoma intraparenquimatoso

**DCI:** isquemia cerebral tardía

## 2. INTRODUCCIÓN

La hemorragia subaracnoidea (HSA) se produce cuando hay sangrado en el espacio subaracnoideo, entre la aracnoides y la pía madre.

Puede ser causada por un trauma o de forma espontánea, siendo la rotura de un aneurisma la causa más común de HSAa espontánea. También puede ser causada por malformaciones arteriovenosas cerebrales, vasculitis y vasculopatías, disección de una arteria cerebral, entre otras causas. En algunos casos, no se puede determinar la causa.

La mayoría de las hemorragias subaracnoideas aneurismáticas (HSAa) ocurren en personas entre 55 y 60 años, aunque un 20% ocurre en personas de 15 a 45 años. La incidencia de HSA espontánea varía según los estudios, pero se estima que en España se producen alrededor de 4.000 casos al año. La incidencia aumenta con la edad y es más común en mujeres, afroamericanos e hispanos. [\(1\)](#)

Existen una serie de factores que aumentan el riesgo [\(1\)](#) de desarrollar una hemorragia subaracnoidea, destacando entre ellos el estilo de vida, la historia de un aneurisma cerebral y la historia familiar.

Dentro del estilo de vida destacan la hipertensión, el tabaco, el abuso de alcohol, y la toma de simpaticomiméticos. El género y la raza, también influyen.

En la historia de un aneurisma cerebral se incluyen su ruptura, o un aneurisma no roto, especialmente los sintomáticos, los más grandes y los localizados en la circulación posterior, o dependiendo de su morfología, aquellos con forma de cuello de botella y los que tienen un radio mayor que el vaso principal son los que tienen mayor riesgo de ruptura.

Aumenta el riesgo de HSAa con al menos un familiar de primer grado y especialmente si hay 2 o más afectados. Síndromes genéticos como la enfermedad de riñón poliquístico AD o el síndrome de Ehlers-Danlos tipo IV aumentan el riesgo de sufrir una HSAa.

Cabe destacar que no existe aparentemente un riesgo aumentado de sufrir una HSA aneurismática en relación con el embarazo, el parto ni el puerperio.

Dentro de la clínica [\(2\)](#) de la HSAa se incluyen cefalea repentina y severa, vómitos, dolor de cuello y fotofobia. También pueden ocurrir déficits neurológicos como una parálisis debido a la compresión aneurismática. Los signos más frecuentes incluyen meningismo, obnubilación o coma, hemorragia ocular, hipertensión intracraneal y déficit neurológico focal. El diagnóstico diferencial debe considerar otras causas de cefalea paroxística.

Para diagnosticar (2) una HSA se puede utilizar una tomografía computarizada (TC) de alta resolución sin contraste o una punción lumbar en casos sospechosos. Para identificar el origen de una HSA, hay varias opciones de pruebas de imagen como TC, RMN o arteriografía, y se deben considerar factores como la edad del paciente y la función renal. El patrón de sangrado en la prueba de TC puede indicar la localización del aneurisma. La punción lumbar tiene alta sensibilidad, pero con frecuentes falsos positivos. La arteriografía es el gold standard para evaluar aneurismas cerebrales y determinar el tamaño del cuello del aneurisma, lo que guía la elección del tratamiento.

La decisión del tratamiento (3) de un aneurisma cerebral debería ser multidisciplinar y basada en el paciente y el aneurisma. El clipaje quirúrgico se considera en grandes hematomas parenquimatosos y aneurismas de Arteria Cerebral Media, mientras que el coiling endovascular es preferido en pacientes mayores de 70 años, peor grado de la escala WFNS y aneurismas de ápex de Basilar.

Durante el curso de una HSAa pueden aparecer múltiples complicaciones que explican su elevada morbimortalidad. Las complicaciones más importantes por su frecuencia e impacto en el resultado funcional son las siguientes: (3)

- **Resangrado:** El aneurisma sin tratar tiene riesgo de resangrado, por lo que su tratamiento temprano reduce este riesgo. Los grados altos de Hunt y Hess, el tamaño grande del aneurisma y la presión arterial mal controlada también se relacionan con mayor riesgo de resangrado.
- **Hidrocefalia:** puede ser causada por sangre que interfiere con el flujo de LCR y su reabsorción. Los factores de riesgo incluyen la edad, hallazgos de TC de ingreso (sangre intraventricular, subaracnoidea difusa y acumulación focal), hipertensión, localización del aneurisma y otros como hiponatremia o puntuación baja de Glasgow. Los aneurismas de la circulación posterior tienen una mayor incidencia de hidrocefalia, mientras que los de la MCA se correlacionan con una baja incidencia.
- **Isquemia cerebral tardía:** desarrollo de un déficit neurológico, descenso en la escala de coma de Glasgow de al menos 2 puntos y/o infarto cerebral, normalmente atribuida a vasospasmo.
- **Vasospasmo:** puede provocar síntomas isquémicos cerebrales tardíos. Los factores de riesgo incluyen el grado de HSA y la cantidad de sangre en la tomografía computarizada. El diagnóstico se puede hacer con técnicas angiográficas o Doppler transcraneal. No hay cura para este problema, pero el tratamiento incluye mantener una buena hidratación y aumentar la presión sanguínea, así como la angioplastia o el uso de verapamilo intraarterial.

- **Crisis epilépticas/epilepsia:** Hay evidencia contradictoria sobre si las convulsiones tempranas predicen convulsiones tardías o epilepsia post-HSA. Por lo tanto, no hay consenso sobre la necesidad de antiepilépticos, el mejor fármaco a utilizar, qué pacientes deben recibir fármacos profilácticos, ni la dosis óptima o la duración del tratamiento. Los factores de riesgo para convulsiones post-HSA incluyen edad, localización del aneurisma, volumen de sangre subaracnoidea, hematoma intracerebral o subdural asociado, estado neurológico deficiente, resangrado, infarto cerebral, vasoespasma, hiponatremia, hipertensión e hidrocefalia.

En cuanto al pronóstico [\(2\)](#) de esta patología, cabe destacar que entre un 10-15% de los pacientes mueren antes de recibir atención médica. Siendo la mortalidad del 10% en los primeros días. La tasa de mortalidad a los 30 días es aproximadamente del 50%. La mediana de la tasa de mortalidad en los estudios epidemiológicos de los EE. UU. ha sido del 32 % frente al 44 % en Europa y al 27 % en Japón.

Dentro de las causas de mortalidad, un 25% fallece por complicaciones médicas de la HSA, como el edema pulmonar neurogénico o el miocardio neurogénico aturdido. Alrededor del 8% muere por deterioro progresivo de la hemorragia inicial.

Entre los pacientes que sobrevivieron a la hemorragia inicial y no recibieron tratamiento, el riesgo de resangrado en las dos primeras semanas es del 15-20%, siendo la principal causa de morbilidad y mortalidad. El objetivo de la cirugía temprana es reducir este riesgo.

De los que llegan a la atención neuroquirúrgica, el vasoespasma mata al 7% y causa un déficit severo en otro 7%.

Aproximadamente un 30 % de los supervivientes tienen una discapacidad de moderada a severa, con tasas de dependencia persistente estimadas entre 8 y 20 % en estudios basados en la población.

Un  $\approx$  66% de los que tienen un clipaje exitoso del aneurisma nunca regresan a la misma calidad de vida que tenían antes de la HSA.

La edad y el grado de WFNS son los factores que mejor predicen el resultado a largo plazo, independientemente de la modalidad de tratamiento. Para cada grado neurológico se puede observar que los pacientes mayores de 70 años obtienen peores resultados.

La HSAa es una patología con elevada morbimortalidad, en la que a pesar de todo lo que se sabe sobre ella, aún a día de hoy no somos capaces de dar información útil y anticipada a las familias y a los pacientes. La predicción del resultado clínico de los

pacientes con hemorragia subaracnoidea puede ser un desafío ya que influyen factores como el tamaño y la ubicación de la hemorragia, la variabilidad en la presentación clínica y complicaciones posteriores, y a factores individuales.

La evaluación del estado neurológico funcional de los pacientes con HSAa es esencial para determinar la gravedad del daño cerebral y para establecer un pronóstico adecuado. Predecir los resultados clínicos de la HSAa a partir de distintos parámetros exigiría el manejo y computación de grandes cantidades de datos. En este contexto, las técnicas de aprendizaje automático o *Machine Learning* (ML) se han revelado como una herramienta prometedora para este tipo de tareas. La capacidad del *Machine Learning* para analizar grandes cantidades de datos y encontrar patrones ha llevado a su aplicación en una amplia gama de áreas médicas, con el objetivo de mejorar el diagnóstico, el tratamiento y el pronóstico de los pacientes:

- Diagnóstico médico: Por ejemplo, en dermatología, se han desarrollado modelos de machine learning que pueden analizar imágenes de lesiones cutáneas y distinguir entre lesiones benignas y malignas. [\(4\)](#)
- Pronóstico de enfermedades: Por ejemplo, en oncología, se pueden utilizar para predecir la progresión del cáncer y la respuesta al tratamiento con inmunoterapia. [\(5\)](#)
- También se aplica en medicina de precisión para adaptar los tratamientos a las características individuales de los pacientes. Esto permite una selección más precisa de los tratamientos y una reducción de los efectos adversos. [\(6\)](#)

Algunos ejemplos de su uso en neurocirugía: [\(7\)](#)[\(8\)](#)

- Segmentación y análisis de imágenes de resonancia magnética (RM) y tomografía computarizada (TC), para identificar regiones de interés y proporcionar información precisa para la planificación quirúrgica.
- Detección y clasificación de tumores cerebrales: Estos algoritmos pueden analizar patrones radiológicos y características de los tumores para ayudar a obtener un diagnóstico más preciso y una planificación quirúrgica adecuada.
- El machine learning se utiliza en sistemas de navegación quirúrgica. Estos sistemas utilizan algoritmos para integrar imágenes preoperatorias, datos anatómicos y seguimiento en tiempo real, lo que ayuda a mejorar la precisión y seguridad de las intervenciones.

Algunos de los algoritmos de clasificación más empleados en *Machine Learning* son los siguientes:

- Random Forest: Es un modelo de aprendizaje automático que utiliza varios árboles de decisión para hacer predicciones precisas y reducir el riesgo de sobreajuste.
- Support Vector Machine: Es un modelo de aprendizaje supervisado que se utiliza para clasificar y analizar datos, buscando la separación óptima entre dos grupos.
- Naive Bayesian: Se basa en el teorema de Bayes para estimar la probabilidad de una hipótesis dada una serie de evidencias.
- Regresión logística: Es un modelo estadístico utilizado para predecir la probabilidad de un evento binario, es decir, si algo ocurrirá o no.
- LASSO: Es un método de selección de variables utilizado en regresión para reducir el número de variables explicativas y evitar el sobreajuste.
- Redes Neuronales: Son modelos de aprendizaje automático que imitan el funcionamiento del cerebro humano para aprender patrones complejos y hacer predicciones.
- k-nearest neighbors: Es un modelo de clasificación utilizado para estimar la probabilidad de pertenencia a una clase dada la cercanía de los datos a otros puntos de la misma clase.
- Árbol de decisiones: Es un modelo de aprendizaje supervisado que se basa en la construcción de árboles para representar y clasificar datos según la decisión que se tome en cada nodo.

A medida que avanza la tecnología y se disponga de más datos, se espera que el *Machine Learning* continúe desempeñando un papel cada vez más importante.

En este Trabajo de Fin de Grado, se propone el desarrollo de un nomograma basado en variables clínicas para predecir el estado neurológico funcional de los pacientes con HSAa mediante técnicas de aprendizaje automático. Para ello, se recopilarán datos clínicos y de imagen de pacientes con HSAa y se aplicarán técnicas de análisis estadístico y de aprendizaje automático para desarrollar un modelo de predicción preciso y fiable, con el fin de conocer con anticipación qué pacientes van a ir mejor, optimizar tratamientos y mejorar la calidad de la información para los pacientes y sus familiares.

### **3. OBJETIVOS**

Objetivo general: El objetivo de este estudio es predecir el estado neurológico funcional en una cohorte consecutiva de pacientes con HSAa mediante técnicas de ML a partir de variables clínicas.

Objetivos específicos:

- Crear un nomograma predictivo a partir de dichas variables.
- Estudiar la relación entre los factores de riesgo, características clínicas de la HSA e influencia del tratamiento en la mortalidad y resultado funcional.
- Conocer en detalle las características epidemiológicas, clínicas y radiológicas de la HSA con el fin de aplicar el mejor tratamiento y obtener las menores complicaciones posibles, con el fin de obtener el mejor resultado funcional.

### **4. MATERIAL Y MÉTODOS**

#### **4.1. Diseño del estudio**

En el presente trabajo se ha llevado a cabo un estudio retrospectivo de una cohorte consecutiva de pacientes con HSA aneurismática.

La población estudiada han sido pacientes atendidos en el servicio de Neurocirugía del Hospital Universitario Río Hortega de Valladolid desde 2011 hasta la actualidad.

Los datos objeto de estudio han sido recogidos de los registros electrónicos en las historias clínicas de dichos pacientes, respetando en todo momento la confidencialidad y teniendo en cuenta los aspectos éticos siguiendo la declaración de Helsinki (Revisión Fortaleza 2013). El proyecto fue aprobado por el comité ético del HURH quien estimó que no era preciso obtener el consentimiento informado de los pacientes incluidos al preservarse su anonimato, ser un estudio retrospectivo de una patología con elevada mortalidad y no haber ninguna intervención terapéutica resultado del protocolo de este trabajo.

#### **4.2. Población**

En este estudio se incluyeron los pacientes con diagnóstico radiológico y clínico de HSA aneurismática, con la historia clínica y radiológica completa.

Se excluyeron los pacientes con HSA de otras causas y los pacientes con la historia clínica, radiológica o seguimiento insuficientes.

#### 4.3. Variables de estudio:

Para la realización del presente trabajo se analizaron las siguientes variables tomadas de las historias clínicas de los pacientes participantes:

Para las variables **demográficas** tuvimos en cuenta en primer lugar la edad, el sexo, antecedentes familiares de HSA y antecedentes personales de hipertensión arterial, tabaquismo, alcoholismo, diabetes y dislipemia/obesidad.

En las variables **clínicas** consideramos como dato relevante a analizar si hubo o no ingreso en UCI, el número de días totales de ingreso, el GCS al ingreso, las [escalas de Hunt y Hess](#), la [WFNS](#), y WFNS pretratamiento.

Respecto al alta tuvimos en cuenta la [escala GOSE](#) al momento del alta, a los 3 meses, a los 6 meses, al año y a los 2 años, y la [escala mrRS](#) en los mismos tiempos. Además, estudiamos si existió resangrado o no, si hubo exitus y su fecha.

Respecto a las variables **radiológicas**, por una parte, valoramos la presencia de aneurisma, su número total, su localización, si ésta pertenecía a la circulación anterior, su diámetro máximo, el índice cuello/cuerpo, su cuello, anchura y altura en mm, la presencia o ausencia de *blebs* y *daughters* y si el cuello estaba en la arteria.

Por otra parte, clasificamos el patrón del TC en aneurismático y perimesencefálico, y también tuvimos en cuenta la presencia o ausencia de hematoma intraparenquimatoso, de hemorragia subaracnoidea, vasoespasma (presencia o ausencia; sintomático, radiográfico o sonográfico; realización o no de angioplastia), hidrocefalia aguda y crónica e isquemia cerebral retardada. Todo ello teniendo en cuenta la escala Fisher modificada.

En cuanto a las **características del tratamiento**, tuvimos en cuenta la técnica realizada (clipaje vs *coiling*), si la exclusión fue completa, la causa de no tratamiento y el momento (precoz, temprano o diferido).

Como **variable de resultado funcional**, se empleó la escala de Rankin modificada dicotomizada (mRS DIC) en buen y mal resultado clínico (correspondiendo los grados 0,1,2,3, a un buen resultado y los grados 4,5,6 a un mal resultado).

#### 4.4. Análisis estadístico

Tras clasificar los datos a partir de las historias clínicas de los pacientes en un Excel, se procedió a la realización del análisis estadístico. Para la realización de todos los cálculos se ha utilizado un programa denominado *Orange Data Mining*. En el apartado [“diseño de la página de Orange”](#) del anexo se observan todos los widgets.

Una vez introducida la base de datos, en Data Table comenzamos a gestionar los datos, seleccionamos los pacientes con hemorragia subaracnoidea aneurismática, excluyendo, así, a las idiopáticas. Seleccionamos las variables que potencialmente podrían tener interés para ese objetivo. Se escogió como variable resultado mrs3DIC y como variables con potencial interés las 23 siguientes:

- Demográficas: Edad, Sexo.
- Factores de riesgo: HTA, fumador, Diabetes Mellitus, Dislipemia, Alcoholismo
- Clínicas: GCS al ingreso, Escala Hunt y Hess, Escala WFNS, Convulsiones y modalidad de Tratamiento.
- Características del aneurisma: Circulación anterior, Diámetro del aneurisma, Índice cabeza-cuello, Aspects ratio, Cuello, Altura, Anchura.
- Hallazgos radiológicos: Hemorragia intraparenquimatosa, Hemorragia subdural, [Escala de Fisher modificada](#), Hidrocefalia aguda.

En Data Sampler se hace una división aleatoria determinística de la muestra en un grupo de entrenamiento (70% de los pacientes, correspondiendo a un total de 133) y un grupo de test o prueba para evaluar el modelo (30%, siendo 57 pacientes).

En el widget Rank seleccionamos las variables que van a ir a nuestro modelo según su relevancia y fuerza de asociación con la variable resultado evaluada mediante los siguientes parámetros estadísticos:

- Info-gain/Ganancia de información: la cantidad esperada de información.
- Gain ratio/Cociente de ganancia: una proporción entre la ganancia de información y la información intrínseca del atributo, que reduce el sesgo hacia características de múltiples valores que ocurre en la ganancia de información.
- Gini: la desigualdad entre los valores de una distribución de frecuencia.
- $X^2$ : la dependencia entre el atributo y la clase medida por la estadística Chi cuadrado.

Con esas cuatro variables se entrenaron los siguientes algoritmos para predecir el resultado clínico funcional según la escala de Rankin dicotomizada: Random Forest, Support Vector Machine, Naive Bayesian, Regresión logística, LASSO, Redes Neuronales, k-nearest neighbors y Árbol de decisiones.

Para poder visualizar los datos, evaluar las medias, distribuciones de las variables de interés utilizamos los siguientes widgets:

- *Feature Statistics*: resúmenes numéricos o gráficos de la distribución, tendencia central, variabilidad y otras características de una variable específica. Incluye la media, la mediana, la desviación estándar, el mínimo, el máximo y los cuartiles, así como visualizaciones como histogramas, gráficos de caja y gráficos de densidad.
- *Nomograma*: permite la representación visual de algunos clasificadores (más precisamente el clasificador de Naive Bayesian y el clasificador de Regresión Logística). Ofrece una idea de la estructura de los datos de entrenamiento y los efectos de las variables en las probabilidades de clase.
- *Distributions*: muestra la distribución de valores de variables discretas o continuas. Si los datos contienen una variable de clase, las distribuciones se pueden condicionar por clase. El *gráfico 1* muestra cuántas veces cada valor de la variable aparece en los datos. Distribución en buen resultado clínico (color naranja, 1) y mal resultado clínico (color azul, 0):

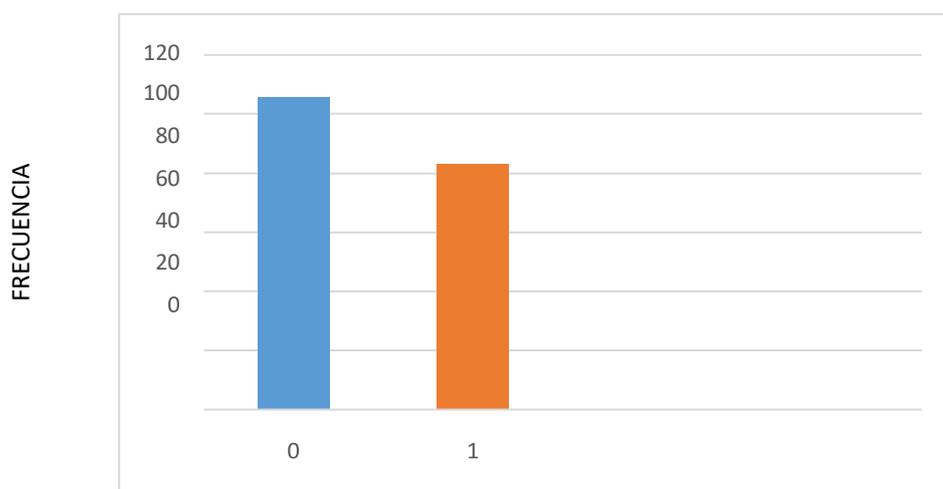


Gráfico 1

Para evaluar el rendimiento de las clasificaciones empleamos:

- *Matriz de confusión* (tabla 2): herramienta utilizada para evaluar la precisión de un modelo de clasificación en función de sus predicciones. Es una tabla que muestra el número de veces que el modelo clasificó correctamente o incorrectamente los ejemplos de cada clase. A partir de estos resultados, se pueden calcular varias medidas de evaluación del modelo, como la precisión, la sensibilidad, la especificidad y la tasa de error.

		PREDICHO	
		0	1
REAL	0	VN	FP
	1	FN	VP

Tabla 2: En ella se pueden observar los siguientes resultados: Verdaderos positivos (VP), Falsos positivos (FP), Falsos negativos (FN) y Verdaderos negativos (VN).

- Análisis ROC: una herramienta utilizada para evaluar la calidad de un modelo de clasificación binaria en función de su capacidad para distinguir entre dos clases. La curva ROC muestra la relación entre la tasa de verdaderos positivos (sensibilidad) y la tasa de falsos positivos (1 - especificidad) para diferentes umbrales de clasificación. También se puede utilizar para calcular el área bajo la curva (AUC), que proporciona una medida de la calidad general del modelo.
- Calibration Plot: traza las probabilidades predichas por el clasificador en comparación con las probabilidades reales de clase.

## 5. RESULTADOS

### 5.1. Estadística descriptiva

Se analizaron los datos de 190 pacientes con HSAa, 133 para entrenar el modelo y 57 para su evaluación. El 54% de los pacientes eran mujeres y la edad media fue de 58 años. Las modas de WFNS al ingreso y de mF fueron 1 y 4 respectivamente. 25 pacientes no recibieron tratamiento, 94 fueron tratados quirúrgicamente y el 37.5% restante endovascularmente. La mortalidad fue del 36.8%. A los 3 meses el 56.8% habían fallecido o presentaban un mal resultado clínico (Mrs3DIC).

En esos 133 pacientes las variables que demostraron una mayor asociación con la variable resultado mrs3DIC fueron las siguientes: Escala WFNS, Escala de Fisher modificada (MF), hidrocefalia aguda y la edad.

Escogimos como variable la escala WFNS porque está demostrado que es superior al GCS y HH, aunque en nuestra muestra el resultado sea otro. Además, el WFNS ya incluye el GCS.

Por otra parte, escogimos la variable mF porque da una idea del volumen de sangre, caracterizada en el TC de forma rápida y sencilla y además incluye la presencia de hematoma intraparenquimatoso.

Excluimos las variables GCS y HIP porque, la primera de ellas es más compleja y tiene más grados de libertad, y la segunda porque hay pocos casos con HIP.

	#	Info. gain	Gain ratio	Gini	X <sup>2</sup>
<b>GCS ingreso</b>	13	0.299	0.102	0.159	58.169
<b>WFNS</b>	<b>5</b>	<b>0.244</b>	<b>0.116</b>	<b>0.138</b>	<b>33.060</b>
<b>HIP</b>	2	0.123	0.129	0.079	13.334
<b>mF</b>	<b>4</b>	<b>0.115</b>	<b>0.092</b>	<b>0.076</b>	<b>5.302</b>
<b>Edad</b>		<b>0.085</b>	<b>0.042</b>	<b>0.056</b>	<b>7.040</b>
<b>Hidrocefalia aguda</b>	<b>2</b>	<b>0.042</b>	<b>0.042</b>	<b>0.028</b>	<b>3.539</b>

Tabla 3.

## 5.2. Modelos predictivos

Los resultados de los modelos entrenados con la información de 133 pacientes, fueron evaluados en la cohorte de test (57 pacientes), obteniéndose los resultados presentados en la *tabla 4*:

MODELO	AUC	CA	F1	PRECISIÓN	S	LogLoss	E
<b>Naive Bayesian</b>	<b>0.902</b>	<b>0.822</b>	<b>0.822</b>	<b>0.822</b>	<b>0.822</b>	<b>0.429</b>	<b>0.763</b>
<b>RL</b>	0.871	0.822	0.822	0.822	0.822	0.415	0.763
<b>LASSO</b>	0.866	0.822	0.822	0.822	0.822	0.415	0.763
<b>Random Forest</b>	0.847	0.800	0.798	0.797	0.800	0.448	0.714
<b>NN</b>	0.846	0.822	0.822	0.822	0.822	0.485	0.763
<b>Tree</b>	0.825	0.800	0.805	0.816	0.800	4.731	0.792
<b>SVM</b>	0.763	0.800	0.793	0.794	0.800	0.488	0.675
<b>kNN</b>	0.718	0.756	0.738	0.743	0.756	1.976	0.675

Tabla 4.

El mejor modelo de ML fue Naive Bayesian basado en la WFNS, el mF, la edad y la hidrocefalia aguda, con una precisión=82%, una F1=0.82 y AUC=0.9.

Para visualizar los datos, evaluar las medias, medianas y desviaciones, y predecir distribuciones, empleamos *Feature Statistics*, *Distributions* y un nomograma.

Tras analizar las **distribuciones** de nuestras 4 variables con mayor relevancia para un buen (color rojo) o mal (color azul) resultado funcional en los 190 pacientes con HSAa obtuvimos que:

De los 94 pacientes que presentaron hidrocefalia aguda (49.47%), 66 tuvieron mal resultado clínico (70.21%) y 28 buen resultado clínico (29.79%). En el [Gráfico 5](#) podemos observar que el riesgo de desarrollar hidrocefalia (1) es aproximadamente el mismo que el de no desarrollarla (0). La mayoría de los pacientes con hidrocefalia aguda tendrán un mal resultado clínico.

De los 57 pacientes que ingresaron con un grado de WFNS 4 y 5, 54 obtuvieron un mal resultado clínico funcional. En el [Gráfico 6](#) podemos observar que a mayor grado en la escala WFNS peor resultado clínico funcional.

De los 144 pacientes que ingresan con un grado de Fisher 4, 98 presentaron mal resultado clínico funcional (68.06%). En el [Gráfico 7](#) podemos observar que la mayoría de los pacientes ingresan con un alto grado de Fisher, y a mayor grado, peor resultado clínico funcional.

De los 161 comprendidos entre los 40 y los 80 años de edad, 90 tendrán mal resultado clínico funcional. En el [Gráfico 8](#) podemos observar que los resultados clínicos son mejores en pacientes más jóvenes.

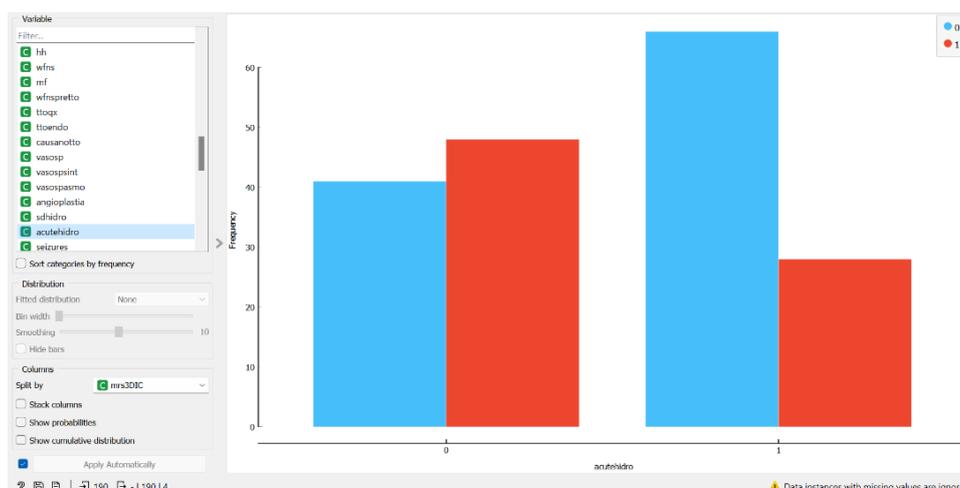


Gráfico 5

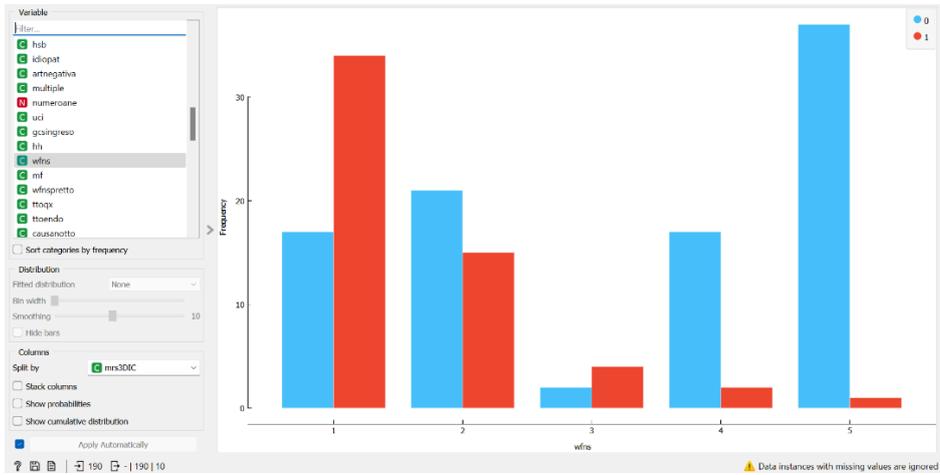


Gráfico 6

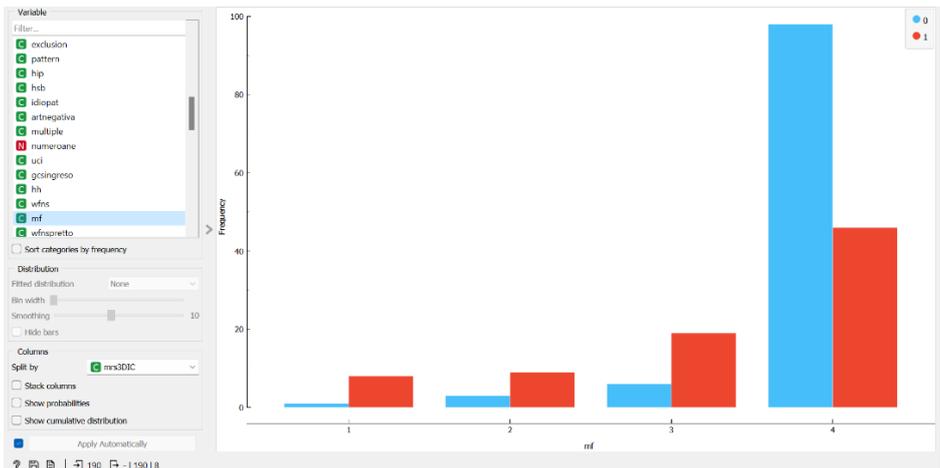


Gráfico 7

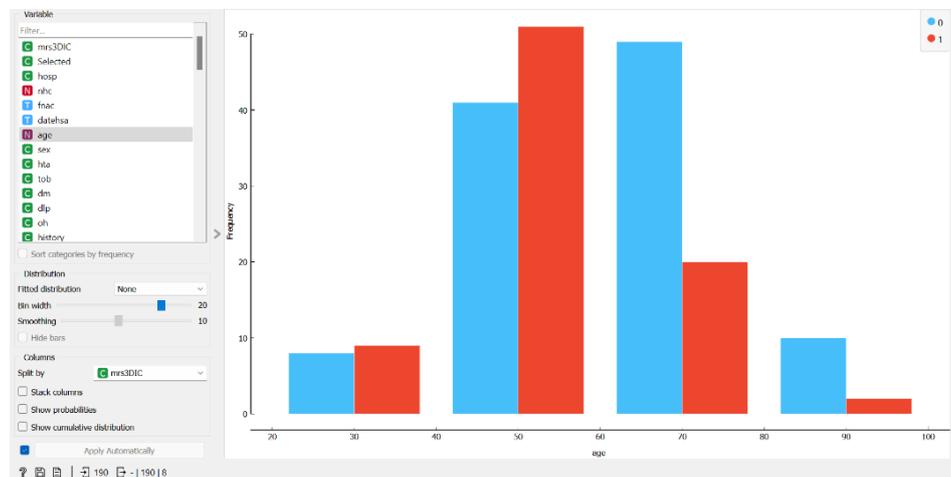


Gráfico 8

El **nomograma** basado en las variables WFNS, edad, mF e hidrocefalia aguda, predice que, por ejemplo:

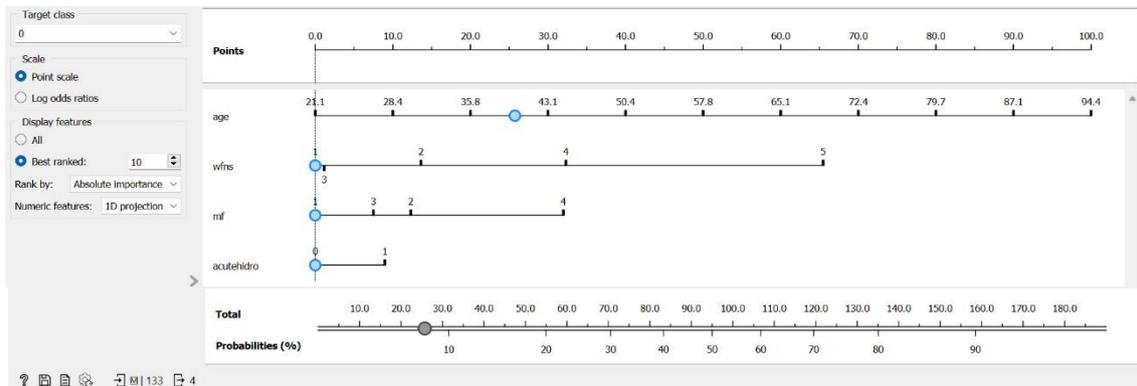


Imagen 9

En la *imagen 9*, se muestra que un paciente de 40 años de edad, con una escala WFNS al ingreso de 1, y una escala de mF al ingreso de 1, y sin hidrocefalia aguda, el nomograma estima una probabilidad de mal resultado clínico (0) del 8.3%.

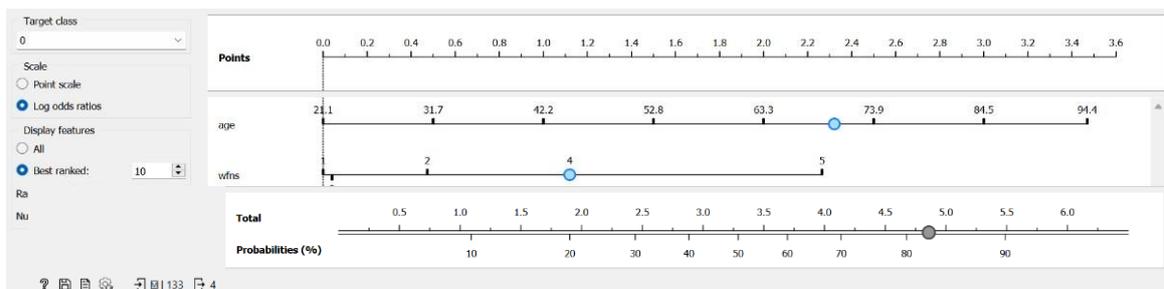


Imagen 10

En la *imagen 10* el nomograma predice que un paciente de 70 años, con una escala WFNS al ingreso de 4, una escala de mF al ingreso de 4, y con hidrocefalia aguda, tiene una probabilidad de mal resultado clínico (0) del 83%.

Para evaluar el rendimiento de las clasificaciones empleamos una matriz de confusión, una curva ROC, y un Plot de calibración.

		PREDICHO	
		0	1
REAL	0	87.1%	12.9%
	1	28.6%	71.4%

Tabla 11

En la *Tabla 11* se observa una **matriz de confusión**. Predice correctamente al 87.1 % de los pacientes que tendrán mal resultado clínico y con un 71.4% a los que tendrán

buen resultado clínico, con una sensibilidad de 0.82 y una especificidad de 0.76. El modelo es mejor para detectar los pacientes que tendrán mal resultado, ya que se equivoca solo en un 12.9% diciendo que tendrán buen resultado cuando en realidad no es así. Por eso es más sensible que específico para detectar el mal resultado clínico. Falla más en los pacientes con buen resultado, porque predice que tendrán mal resultado al 28.6% de los pacientes que en realidad tienen buen resultado.

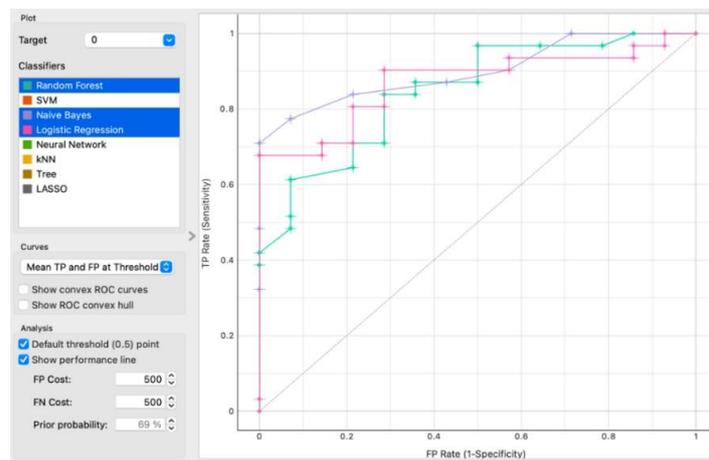


Imagen 12

En la imagen 12 se observa una **curva ROC**, en la que la curva color azul corresponde con el clasificador Naive Bayes (AUC=0.902), la rosa con RL (AUC=0.871) y la verde con Random Forest (AUC=0.847). Se comprueba nuevamente que, para mal resultado clínico (0), el mejor clasificador es Naive Bayesian por su mayor AUC, lo que implica mayor capacidad del modelo para distinguir entre clases positivas y negativas.

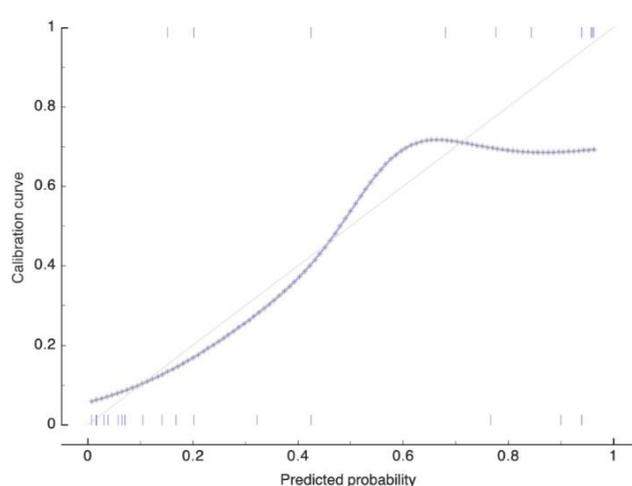


Imagen 13

En la *imagen 13* se observa el **Plot de calibración** del mejor modelo, Naive Bayes, para la categoría 0 o de mal resultado. Al aproximarse mucho a la diagonal, indica que es un modelo muy exacto.

## 6. DISCUSIÓN

La HSAa causa graves secuelas neurológicas y existen factores de riesgo para su peor evolución, pero no predicen con precisión el resultado funcional. Las técnicas de aprendizaje automático (ML) pueden procesar grandes volúmenes de datos y construir algoritmos predictivos para mejorar la predicción del resultado funcional. En el presente estudio se han utilizado técnicas de aprendizaje automático para predecir el resultado neurológico funcional en pacientes con HSAa basándonos en variables clínicas y creando un nomograma predictivo a partir de esas variables.

Se analizaron los datos de 190 pacientes con HSAa, de los cuales el 54% eran mujeres y la edad media fue de 58 años. Se creó un modelo predictivo basado en la WFNS, el mF, la hidrocefalia aguda y la edad, que mostró una precisión del 82% y un AUC de 0,9. Se desarrolló un nomograma interactivo a partir del modelo RL para predecir la probabilidad de resultado funcional.

En el estudio de *Toledo et al.* (9) se utilizó la regresión logística multivariante para identificar los factores que predicen el resultado de los pacientes, siendo las variables seleccionadas para este análisis WFNS, grado de Fisher y edad. Obtuvieron un AUC para este modelo de 0.86. En nuestro estudio, además añadimos la variable hidrocefalia aguda, con lo que obtuvimos un mejor rendimiento del modelo (AUC=0.902).

*Geraghty, J. R. et al.* (10), concluyeron que la DCI es la principal causa de un mal resultado funcional a largo plazo. En este trabajo, la edad y el grado de WFNS son los más predictivos del resultado a largo plazo. Por otra parte, otras variables con fuerte asociación con el pronóstico fueron la hidrocefalia aguda y el mF.

*Wan, A., et al.* (11) identificaron factores como el estado neurológico al ingreso, la ubicación y el tamaño del aneurisma, y la etnia, estaban asociados con la HIP en pacientes con HSAa. Tenían la ventaja de una cohorte grande y heterogénea, sin embargo, compartimos limitaciones. En ambos estudios necesitamos estudios prospectivos, incluyendo ensayos clínicos, para abordar completamente el momento óptimo de la intervención en pacientes con HSA y HIP.

En el estudio de *Suwattharakoon, S., et al.* (12) se encontró que el fracaso del tratamiento hipertensivo en pacientes con hemorragia subaracnoidea se asoció con un mayor riesgo de muerte o discapacidad grave a 1 año. En el presente trabajo, la HTA no mostró tener relación con el resultado funcional a los 3 meses.

*Raya, A., et al.* (13) compararon el pronóstico de la HSAa con la HSA no aneurismática, en función de la distribución del sangrado de forma difusa vs perimesencefálica, existiendo mayor probabilidad de vasospasmo angiográfico en la primera. En nuestro

trabajo se excluyeron a los pacientes con HSA no aneurismática, por lo que es difícil realizar una comparación con las variables que mostraron mayor relación con el pronóstico.

Mayfrank, L., et al. (14) encontraron que la gravedad de la HIV se relacionó con una mayor probabilidad de hidrocefalia, siendo un predictor independiente de la mortalidad y el resultado funcional a los 14 días y 6 meses posteriores al evento. En nuestro estudio obtuvimos que la hidrocefalia aguda por sí misma presentaba una fuerte relación con el resultado funcional a los 3 meses según la escala Mrs3DIC.

En nuestro trabajo hemos empleado el *Machine Learning* para estimar la probabilidad de mal resultado clínico, sin embargo, existen otros ejemplos de su uso en neurocirugía vascular: (7)(8)

- Detección y análisis de aneurismas cerebrales: Estos algoritmos pueden identificar características radiológicas y patrones que ayudan a realizar un diagnóstico preciso y evaluar el riesgo de ruptura del aneurisma.
- Planificación quirúrgica: Los algoritmos pueden ayudar en la selección del tipo de abordaje, el tamaño y la ubicación del clip o la colocación de stents o dispositivos de embolización.

Entre las limitaciones más importantes de este estudio retrospectivo, se encuentran la dificultad en establecer causalidad entre variables asociadas, y la imposibilidad de recoger datos prospectivos. Estas limitaciones pueden afectar a la calidad y la interpretación de los resultados.

Al ser un estudio unicéntrico tiene ventajas en términos de control y estandarización de la metodología y el tratamiento. La limitación más importante de este tipo de estudio es el tamaño de la muestra. Al tener un tamaño pequeño y pertenecer a un solo centro, puede resultar en una muestra no representativa que puede limitar la capacidad para generalizar los resultados. Pero las cifras de incidencia son comparables a las de otros centros en el contexto sanitario español.

## **7. CONCLUSIONES**

En este trabajo abordamos la aplicación de la inteligencia artificial con el fin de predecir el pronóstico de los pacientes con HSAa a partir de variables clínicas iniciales, y así ser capaces de optimizar tratamientos y mejorar la calidad de la información para los pacientes y sus familiares. Nuestros resultados apoyan que los algoritmos de ML basados en variables clínicas permiten predecir con elevada precisión el resultado funcional de los pacientes con HSAa.

El desarrollo del *Machine Learning* en neurocirugía vascular podría ayudar a mejorar la precisión del diagnóstico y la planificación de tratamientos, permitiendo una atención más personalizada y mejorando los resultados clínicos.

## **8. AGRADECIMIENTOS**

Me gustaría agradecer a todo el equipo de Neurocirugía del Hospital Río Hortega por su gran apoyo, ayuda y paciencia durante la realización de este trabajo a lo largo de todo el curso 2022-2023, y en especial al doctor Sergio García García por su gran labor como docente y profesional.

## 9. BIBLIOGRAFÍA

1. Etminan N. Worldwide Incidence of Aneurysmal Subarachnoid Hemorrhage According to Region, Time Period, Blood Pressure, and Smoking Prevalence in the Population: A Systematic Review and Meta-analysis. *JAMA neurology*. 2019;76(5):588–97.
2. Greenberg, M., n.d. *Handbook of neurosurgery*. 8th ed.
3. Recomendaciones - Guía de práctica clínica en la hemorragia subaracnoidea por rotura de aneurisma intracraneal. *Revista Española de Anestesiología y Reanimación*. 2010;57(2).
4. Jinnai, S., et al. The Development of a Skin Cancer Classification System for Pigmented Skin Lesions Using Deep Learning. *Biomolecules*, 10(8), (2020)
5. Supek F. The impact of nonsense-mediated mRNA decay on genetic disease, gene editing and cancer immunotherapy. *Nature genetics*. 2019;51(11):1645–51.
6. Remacha B. 'machine learning' Para Impulsar La Medicina de Precisión. En: Consejo Superior de Investigaciones Científicas. 2022.
7. Machine Learning and Artificial Intelligence in Neurosurgery: Status, Prospects, and Challenges. *Neurosurgery*. 2021; 89:133–42.
8. Yushkevich PA. User-Guided Segmentation of Multi-modality Medical Imaging Datasets with ITK-SNAP. *Neuroinformatics*. 2019;17(1):83–102.
9. De toledo, P. et al. 'predicting the outcome of patients with subarachnoid hemorrhage using machine learning techniques'. 2009;794–801.
10. Geraghty JR, Testai FD. Delayed cerebral ischemia after subarachnoid hemorrhage: Beyond vasospasm and towards a multifactorial pathophysiology. *Curr Atheroscler Rep [Internet]*. 2017;19(12):50.
11. Wan A, Jaja BNR, Tom A. Schweizer, Macdonald RL. Clinical characteristics and outcome of aneurysmal subarachnoid hemorrhage with intracerebral hematoma. *J Neurosurg [Internet]*. 2016;125(6):1344–51.
12. Suwatcharangkoon S, De Marchis GM, Witsch J, Meyers E, Velazquez A, Falo C, et al. Medical treatment failure for symptomatic vasospasm after subarachnoid hemorrhage threatens long-term outcome. *Stroke [Internet]*. 2019;50(7):1696–702.
13. Raya, A., et al. Pattern not volume of bleeding predicts angiographic vasospasm in nonaneurysmal subarachnoid hemorrhage. *Stroke*. 2014; 45(1), 265–267.

14. Mayfrank L, Hütter B, Kohorst Y, Kreitschmann-Andermahr I, Rohde V, Thron A, et al. Influence of intraventricular hemorrhage on outcome after rupture of intracranial aneurysm. *Neurosurg Rev [Internet]*. 2001;24(4–6):185–91.
15. Demsar J. Orange: Data Mining Toolbox in Python. *Journal of Machine Learning Research*. 2013;14.

## ANEXO

### ESCALA WFNS (2)

grado WFNS	escala GCS (a)	Déficit focal mayor (b)
0 (c)		
1	15	-
2	13-14	-
3	13-14	+
4	7-12	+ 0 -
5	3-6	+ 0 -

(a): Escala de coma de Glasgow

(b): Afasia, hemiparesia o hemiplejía (+:presente; -:ausente)

(c): aneurisma intacta

La escala WFNS (World Federation of Neurosurgical Societies) es una clasificación utilizada para evaluar la gravedad de un sangrado subaracnoideo (SAH). La escala se basa en la presentación clínica del paciente en el momento del ingreso en el hospital. Se utiliza para predecir el riesgo de muerte o discapacidad en pacientes con SAH y ayuda a guiar la toma de decisiones clínicas, como la necesidad de cirugía o la terapia endovascular. Cuanto mayor sea el grado de la escala, mayor será el riesgo de complicaciones y peor será el pronóstico del paciente.

### HUNT AND HESS CLASIFICACIÓN DE HSA (2)

Grado	Descripción
1	Asintomático, o SAH leve y rigidez nuchal ligera
2	Cr, N, parálisis (por ejemplo, III, VI), SAH moderado a grave, rigidez nuchal
3	Déficit focal leve, letargo o confusión
4	Estupor, hemiparesia moderada-grave, rigidez decerebrada temprana
5	Coma profundo, rigidez decerebrada, apariencia moribunda
	Agregar un grado por enfermedad sistémica grave (por ejemplo, HTN, DM, aterosclerosis grave, EPOC) o vasoespasmo grave en arteriografía.

La Escala de Hunt y Hess se utiliza para predecir el riesgo de muerte o discapacidad en pacientes con SAH y ayuda a guiar la toma de decisiones clínicas, como la necesidad de cirugía o la terapia endovascular. Cuanto mayor sea el grado de la escala, mayor será el riesgo de complicaciones y peor será el pronóstico del paciente.

## ESCALA DE RANKIN MODIFICADA (2)

Grade	Description
0	Asintomático
1	Discapacidad no significativa a pesar de los síntomas, capaz de llevar a cabo todas las tareas y actividades habituales
2	Discapacidad leve; incapaz de llevar a cabo las actividades anteriores, pero capaz de cuidar de sus propios asuntos sin ayuda
3	Discapacidad moderada; requiere alguna asistencia, pero es capaz de andar sin ayuda
4	Discapacidad moderadamente severa; incapaz de andar y de atender satisfactoriamente sus necesidades corporales sin ayuda
5	Discapacidad severa; confinamiento en la cama, incontinencia y requerimiento de cuidados y atenciones constantes
6	Exitus

La escala de Rankin modificada es una herramienta utilizada para medir el grado de discapacidad en pacientes que han sufrido un accidente cerebrovascular u otras afecciones neurológicas. La escala se basa en la capacidad del paciente para llevar a cabo las actividades cotidianas y las habilidades de autocuidado.

## ESCALA DE FISHER (2)

Grado	Descripción
I	Sin evidencia de sangrado en cisternas ni ventriculos
II	Sangre difusa fina, con una capa <1mm en cisternas medida verticalmente
III	Coagulo grueso cisternal, >1mm en cisternas medido verticalmente
IV	Hematoma intraparenquimatoso, hemorragia intraventricular, +/- sangrado difuso

La escala de Fisher es una herramienta utilizada para clasificar la gravedad de la hemorragia subaracnoidea (HSA), y se basa en la cantidad y distribución de la sangre observada en una tomografía computarizada (TC) del cerebro. Se ha demostrado que una puntuación más alta en la escala de Fisher se asocia con un mayor riesgo de complicaciones y mortalidad en pacientes con HSA.

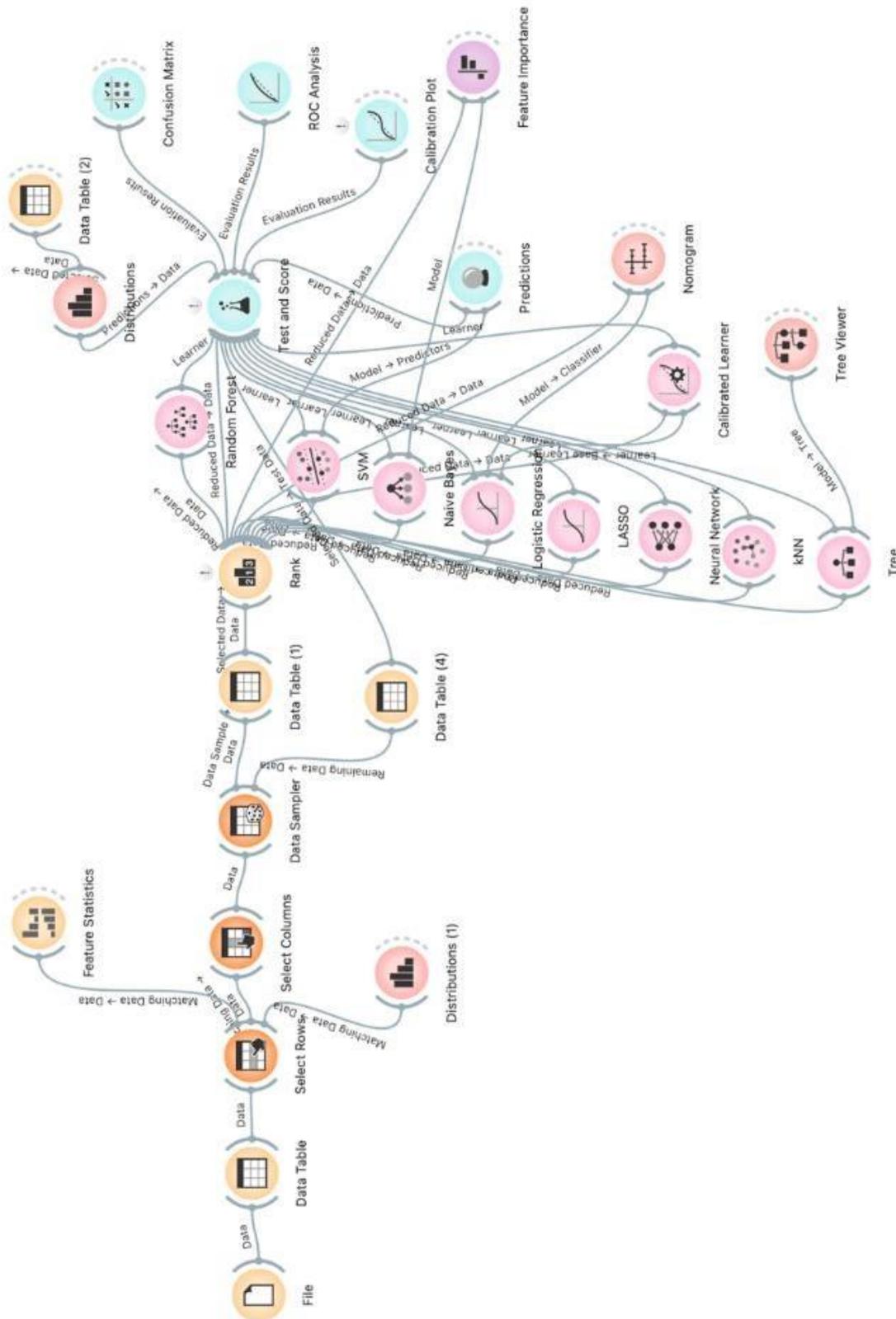
## EXTENDED GLASGOW OUTCOME SCALE (GOSE) (2)

GRADO	DESCRIPCIÓN
1	Muerte: el paciente fallece como resultado de la lesión
2	Estado vegetativo persistente: el paciente no tiene conciencia de sí mismo o del entorno.
3	Estado de mínima conciencia: el paciente tiene cierta conciencia del entorno, pero no puede comunicarse de manera efectiva.
4	Discapacidad grave: el paciente necesita ayuda para realizar la mayoría de las actividades de la vida diaria.
5	Discapacidad moderada: el paciente puede realizar algunas actividades de la vida diaria con ayuda.
6	Discapacidad leve: el paciente puede realizar la mayoría de las actividades de la vida diaria de manera independiente, pero puede tener dificultades con actividades más complejas.
7	Discapacidad mínima: el paciente tiene algunas dificultades leves, pero puede realizar todas las actividades de la vida diaria de manera independiente.
8	Recuperación completa

La escala GOSE (Glasgow Outcome Scale Extended) es una herramienta utilizada para evaluar el resultado funcional de los pacientes después de una lesión cerebral traumática. La escala mide el grado de discapacidad del paciente y su capacidad para realizar actividades de la vida diaria.

La escala GOSE se utiliza para evaluar el resultado funcional de los pacientes después de una lesión cerebral traumática y para determinar el mejor curso de tratamiento y rehabilitación. Una puntuación más alta en la escala indica una mejor recuperación y funcionalidad del paciente.

# DISEÑO DE LA PÁGINA DE ORANGE



# PREDICCIÓN DEL ESTADO NEUROLÓGICO FUNCIONAL EN PACIENTES CON HEMORRAGIA SUBARACNOIDEA ANEURISMÁTICA MEDIANTE TÉCNICAS DE APRENDIZAJE AUTOMÁTICO. PROPUESTA DE UN NOMOGRAMA BASADO EN VARIABLES CLÍNICAS

HOSPITAL UNIVERSITARIO RÍO HORTEGA · SERVICIO DE NEUROCIRUGÍA

AUTORA: NATALIA DE LA TORRE GEIJO  
TUTOR: Dr. SERGIO GARCÍA GARCÍA

## INTRODUCCIÓN

La hemorragia subaracnoidea aneurismática (HSAa) es causa de graves secuelas neurológicas que condicionan el pronóstico funcional de quienes sobreviven. Existen factores de riesgo que permiten identificar aquellos pacientes susceptibles de sufrir una peor evolución. Sin embargo, no predicen con precisión su resultado funcional definitivo



Las técnicas de aprendizaje automático (ML) permiten procesar grandes volúmenes de datos y construir algoritmos predictivos a partir de ellos.

## OBJETIVOS

Predecir el estado neurológico funcional en una cohorte consecutiva de pacientes con HSAa mediante técnicas de ML a partir de variables clínicas. Crear un nomograma predictivo a partir de dichas variables que permita predecir la probabilidad de buen o mal resultado funcional para nuevos pacientes.

## MATERIAL Y MÉTODOS

**Tipo de estudio y muestra:** Estudio retrospectivo de una cohorte consecutiva de pacientes con HSAa desde 2011 hasta la actualidad.

**Variable Resultado:** Escala de Rankin Modificada (mRS) dicotomizada en buen (mRS=0-3) y mal (mRS >3) resultado clínico

**Análisis estadístico:** Se recogieron variables demográficas, clínicas, radiológicas y terapéuticas. La muestra fue dividida aleatoriamente en una cohorte de entrenamiento (70%) y otra de prueba (30%). Los datos fueron procesados para posteriormente, con el programa de ML Orange, y con los clasificadores Regresión Logística (RL), Red Neuronal (NN), Naïve Bayes, Support Vector Machine, LASSO, Random Forest y k-Nearest-Neighbors (kNN), crear algoritmos para predecir el resultado clínico funcional.

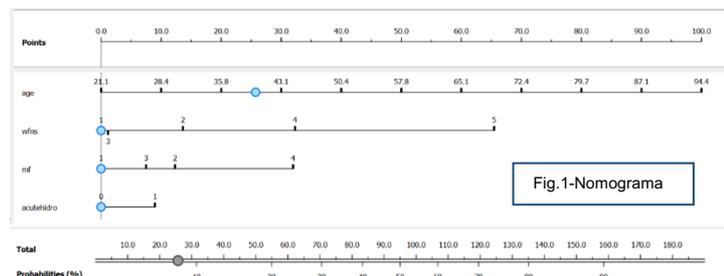
## CONCLUSIÓN

Los algoritmos de ML basados en variables clínicas permiten predecir con elevada precisión el resultado funcional de los pacientes con HSAa

## RESULTADOS

Se analizaron los datos de 190 pacientes con HSAa, 133 para entrenar el modelo y 57 para su evaluación. El 54% de los pacientes eran mujeres con una edad media de 58 años. Las modas de World Federation of Neurosurgical Societies (WFNS) al ingreso y la escala de Fisher modificada (mF) fueron 1 y 4 respectivamente. 25 pacientes no recibieron tratamiento, 94 fueron tratados quirúrgicamente y el 37.5% restante endovascularmente.

A los 3 meses el 56.8% habían fallecido o presentaban un mal resultado clínico. El mejor modelo predictivo fue Naive Bayes basado en la WFNS, el mF, la hidrocefalia aguda y la edad (Precisión=82%, F1=0.83 y AUC=0.9). El nomograma basado en estas variables y creado a partir del modelo RL permite introducir interactivamente los datos clínicos y devuelve una puntuación que corresponde a una probabilidad de resultado funcional.

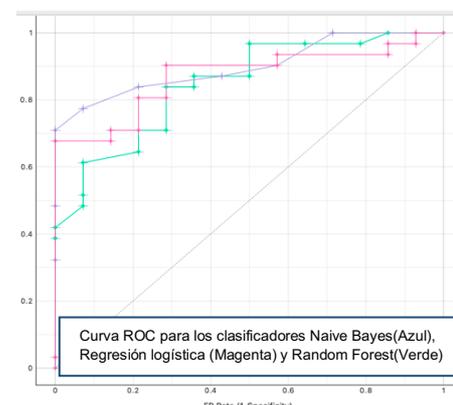


Model	AUC	CA	F1	Precision	Recall
Naive Bayes	0.902	0.822	0.822	0.822	0.822
Logistic Regression	0.871	0.822	0.822	0.822	0.822
LASSO	0.866	0.822	0.822	0.822	0.822
Random Forest	0.847	0.800	0.798	0.797	0.800

Tabla de Resultados

		PREDICHO	
		0	1
REAL	0	87.1%	12.9%
	1	28.6%	71.4%

Matriz de Confusión



## BIBLIOGRAFÍA

- Greenber, M. *Handbook of Neurosurgery*. 9th ed.
- De Toledo, P. et al. 'Predicting the outcome of patients with subarachnoid hemorrhage using machine learning techniques'.
- Orange: Data Mining Toolbox in Python, Journal of Machine Learning Research 14(Aug): 2349–2353. (2013)