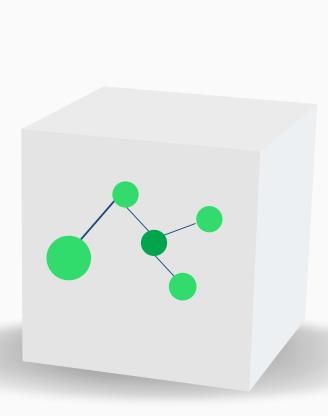
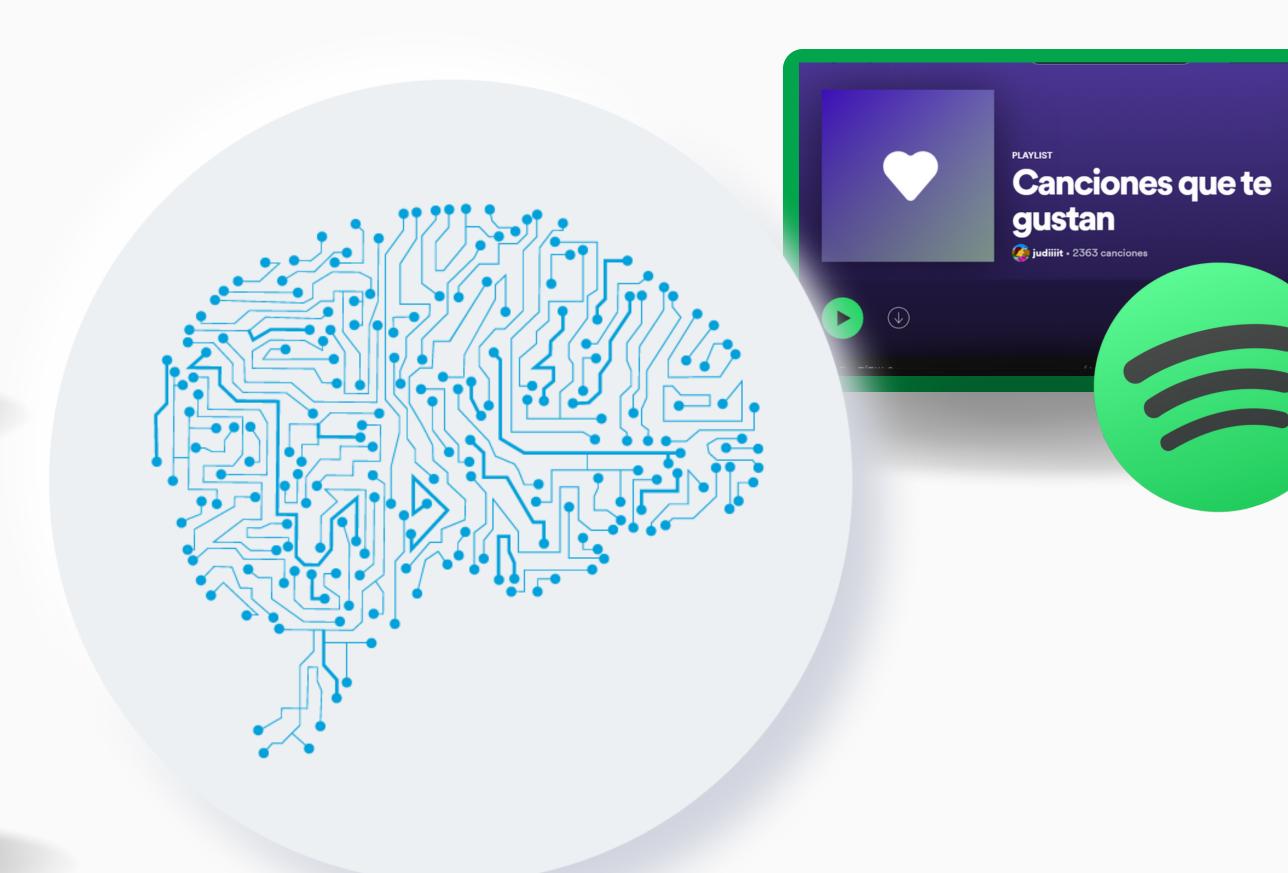
Estudio comparativo de precisión y explicabilidad en algoritmos de cajas blancas, negras y grises sobre modelos de recomendación musical

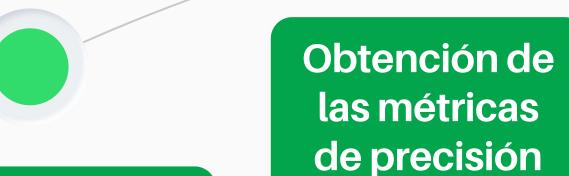


Judit González Prol









Correct Cl. (%) In Correct Cl. (%) Clasificadas correct mente suele denominarse precis ón o exactitud de la muestra. Destaca 150 % mForest.

78,000% 77,144% 77,000% 72,831% 71,095% 71,000% 69,261% 69,261% 66,000% 66,000% 66,000% 1 2 3 4 5 6 7

con Weka

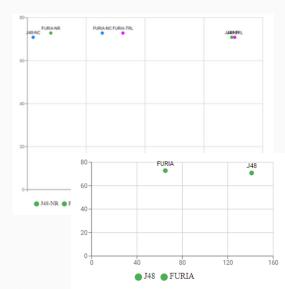
Desarrollo de explicaciones en lenguaje natural con Expliclas

Example is 1 because acousticness, duration_ms, instrumentalness, loudness and mode are low:
energy and tempo are medium.

We have a high confidence in the classification result. It is very likely that this example is 2 becau loudness and liveness are low and instrumentalness and energy are medium. However, this is wro because the type should be 1 instead of 2 according to the information in the dataset.

This instance is classified as 1

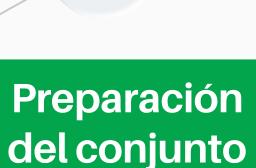
Análisis de precisión vs. explicabilidad



Determinación del algoritmo/s con mejores resultados



Fases del proyecto



de datos



Algoritmos

Mayor interpretabilidad

Menor precisión

Cajas Blancas

· J48

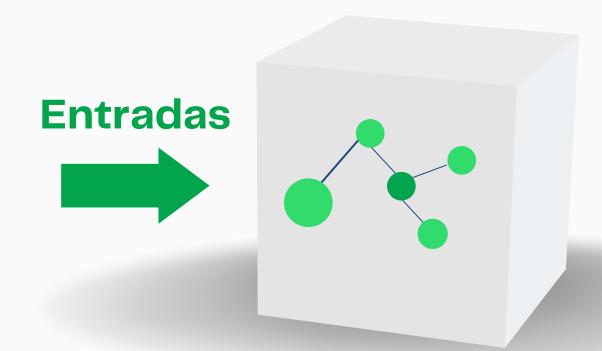
· JRip

Cajas Grises Bayes NET FURIA Cajas
Negras
RandomForest
Multilayerperception
SMO

Mayor precisión

Mayor eficiencia

Menor interpretación y explicabilidad



Salidas



Entradas



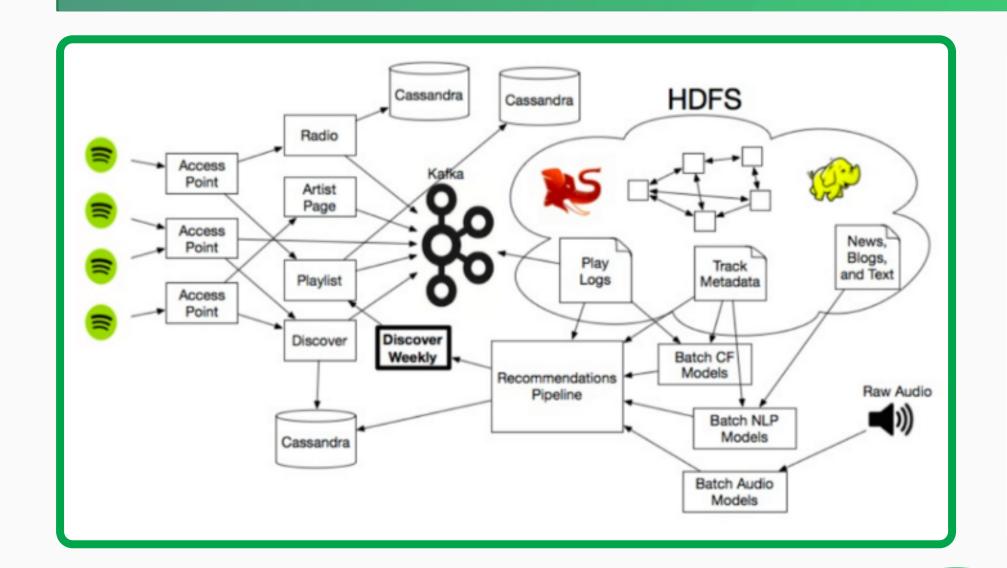
Objetivos

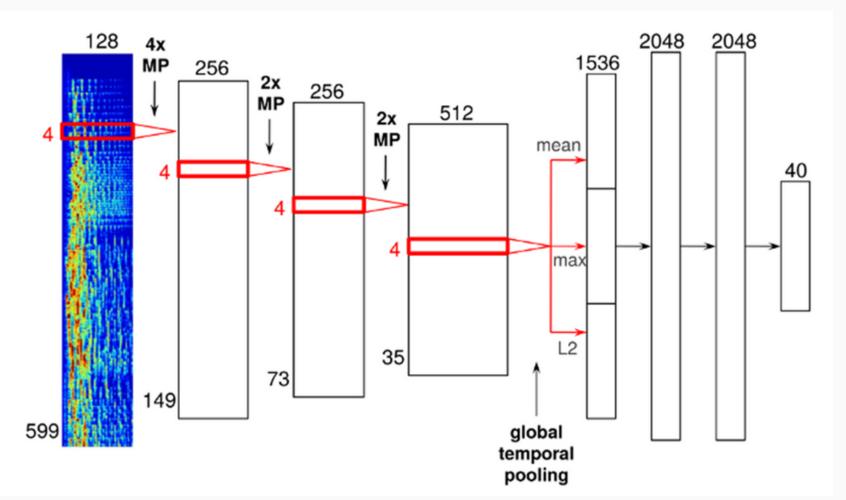
¿Cuál de los algoritmos de recomendación usados más frecuentemente tiene una mayor precisión? ¿Y cual una mayor explicabilidad?

¿Cuál de estos algoritmos daría el mejor resultado combinando precisión y explicabilidad?

¿En este tipo de problemas y cuestiones que convendría anteponer, una mayor precisión, o una mejor explicabilidad?

¿Cómo funcionan los algoritmos de Spotify?





Filtrado Colaborativo

Análisis del comportamiento

Audio sin procesar

Análisis de las pistas de audio en bruto

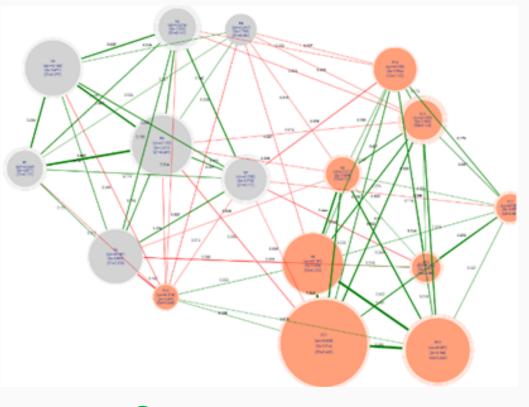
Procesamiento del Lenguaje
Natural

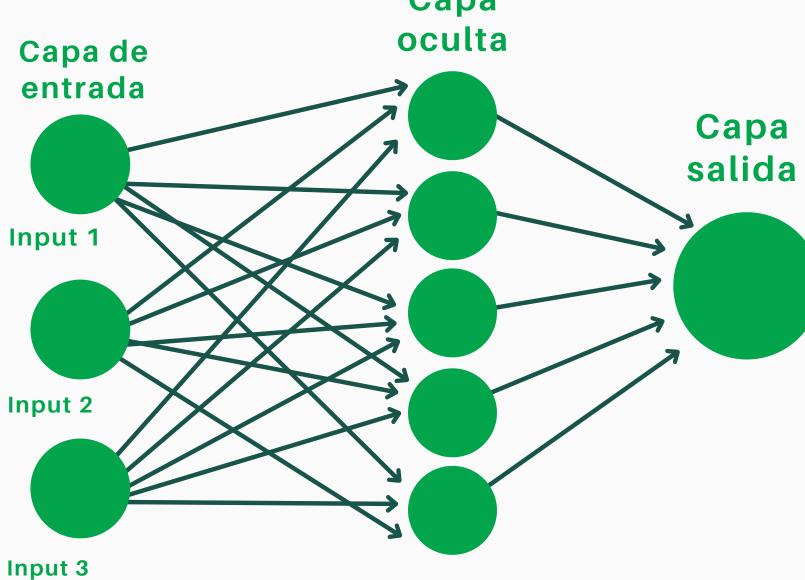
Análisis de texto

Cajas Negras

RandomForest

· Multilayer-perception ·SMO Canción Capa oculta Capa de Árbol 1 entrada Árbol 2 Árbol 3 Class A Class B Class C Mayoría -Input 1 Resultados Salida Input 2





Datos

1	Α	В	C	D	E	F	G	Н	1	J	K	L	
1	id,acousticne	ess,danceabili	ty,duration_r	ms,energy,ins	trumentalnes	s,key,livenes	s,loudness,m	ode,speechin	ess,tempo,tim	e_signature,	valence,targe	t,song_title,	artist
2	0,0.0102,0.8	33,204600,0.4	34,0.0219,2,0	0.165,-8.795,1	,0.431,150.06	2,4.0,0.286,1	,Mask Off,Fut	ure					
3	1,0.199,0.74	3,326933,0.35	9,0.00611,1,0).137,-10.401,	1,0.0794,160.	083,4.0,0.588	3,1,Redbone,0	hildish Gaml	bino				
4	2,0.0344,0.8	38,185707,0.4	12,0.000234,	2,0.159,-7.148	3,1,0.289,75.0	44,4.0,0.173,	1,Xanny Fami	ly,Future					
5	3,0.604,0.49	4,199413,0.33	8,0.51,5,0.09	22,-15.236,1,0	.0261,86.468	,4.0,0.23,1,M	aster Of None	e,Beach Hous	e				
6	4,0.18,0.678	392893,0.561	,0.512,5,0.43	9,-11.648,0,0.	0694,174.004	,4.0,0.904,1,F	Parallel Lines,	lunior Boys					
7	5,0.00479,0.	804,251333,0.	56,0.0,8,0.16	4,-6.682,1,0.1	85,85.023,4.0	,0.264,1,Snea	akin',Drak	e					
8	6,0.0145,0.7	39,241400,0.4	72,7.27e-06,	1,0.207,-11.20	4,1,0.156,80.0	03,4.0,0.308,	1,Childs Play,[)rake					
9	7,0.0202,0.2	66,349667,0.3	48,0.664,10,0	0.16,-11.609,0	,0.0371,144.1	54,4.0,0.393,	1,Gyöngyha	jú lÃjny,Om	ega				
10	8,0.0481,0.6	03,202853,0.9	44,0.0,11,0.3	42,-3.626,0,0.	347,130.035,4	۱.0,0.398,1,۱'۱	e Seen Foota	ge,Death Gri _l	ps				
11	9,0.00208,0.	836,226840,0.	603,0.0,7,0.5	71,-7.792,1,0.	237,99.994,4.	0,0.386,1,Dig	ital Animal,Ho	oney Claws					
12	10,0.0572,0.	525,358187,0.	855,0.0143,5	,0.649,-7.372,	0,0.0548,111.	951,3.0,0.524	4,1,Subways -	In Flagranti E	xtended Edit,	The Avalanch	es		
13	11,0.0915,0.	753,324880,0.	748,0.00348,	10,0.212,-8.62	2,1,0.0494,104	1.322,4.0,0.64	42,1,Donme D	olap - Baris k	Edit,Modern	Folk ÜçlÃ	¼sü		
14	12,0.253,0.6	03,356973,0.4	34,0.0619,0,0).108,-11.062,	1,0.0342,127.	681,4.0,0.383	1,1,Cemalim,E	rkin Koray					
15	13,0.366,0.7	62,243270,0.4	76,0.0,0,0.10	3,-12.686,1,0.	114,130.007,4	1.0,0.367,1,0	ne Night,Lil Ya	chty					
16	14,0.44,0.66	2,247288,0.60	3,0.0,9,0.097	2,-8.317,0,0.0	793,125.011,4	1.0,0.351,1,0	h lala,PNL						
17	15,0.019,0.6	37,188333,0.8	32,0.0563,6,0	.316,-6.637,1	,0.163,99.988	,4.0,0.317,1,0	Char, Crystal C	astles					
18	16,0.0239,0.	603,270827,0.	955,0.0451,1	,0.119,-4.111,	1,0.0458,123.	922,4.0,0.773	3,1,World In N	Aotion,New C	Order				
io	17 0 222 0 7	00 447007 N G	EO O 00040 4	0 104 13 6E/	0.0000000000000000000000000000000000000	11E 1 0 0 0	12 1 One Noti	an Hadar a G	enava Evakad	alia			

Datos identificadores

Nombre de la canción, artista...

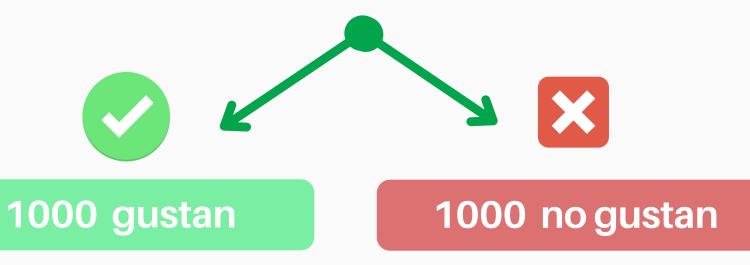
Variables del audio

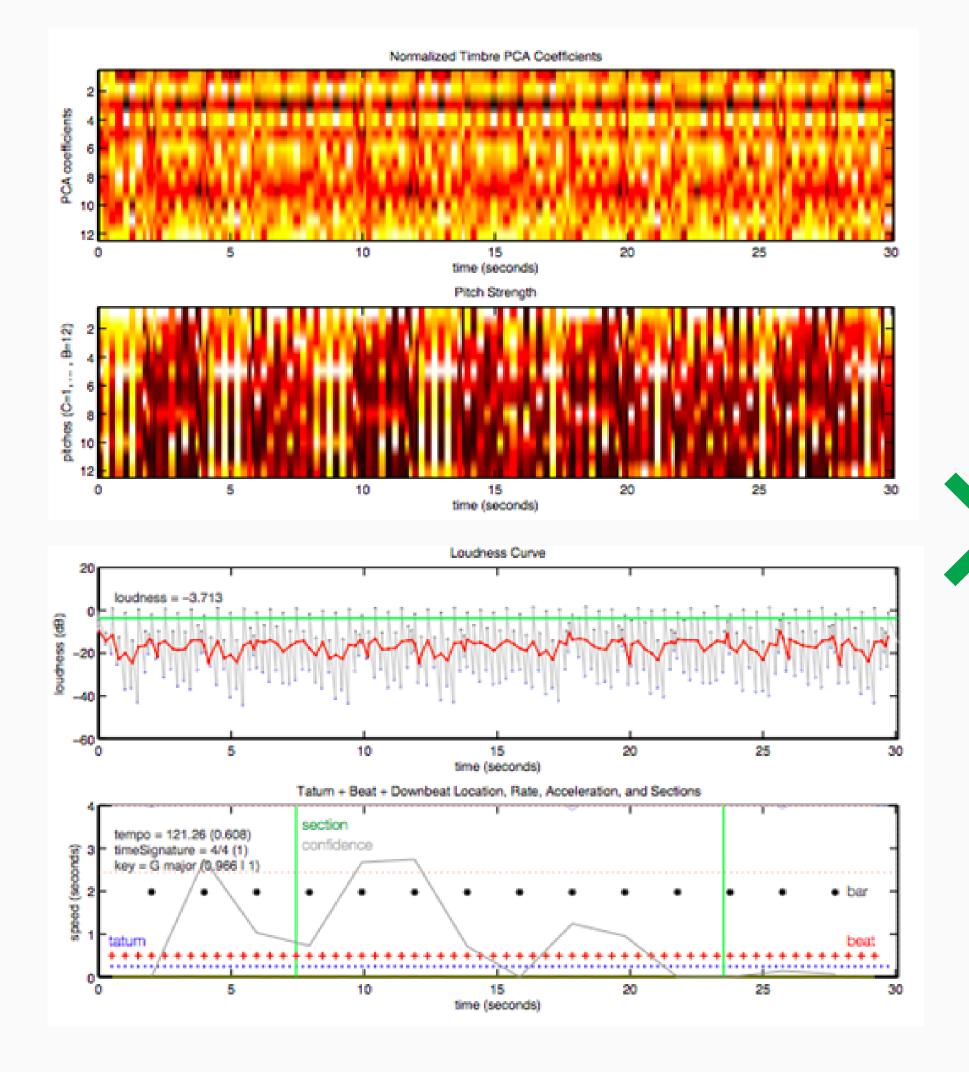
acústica, duración, energía, sonoridad...

Opinión del usuario

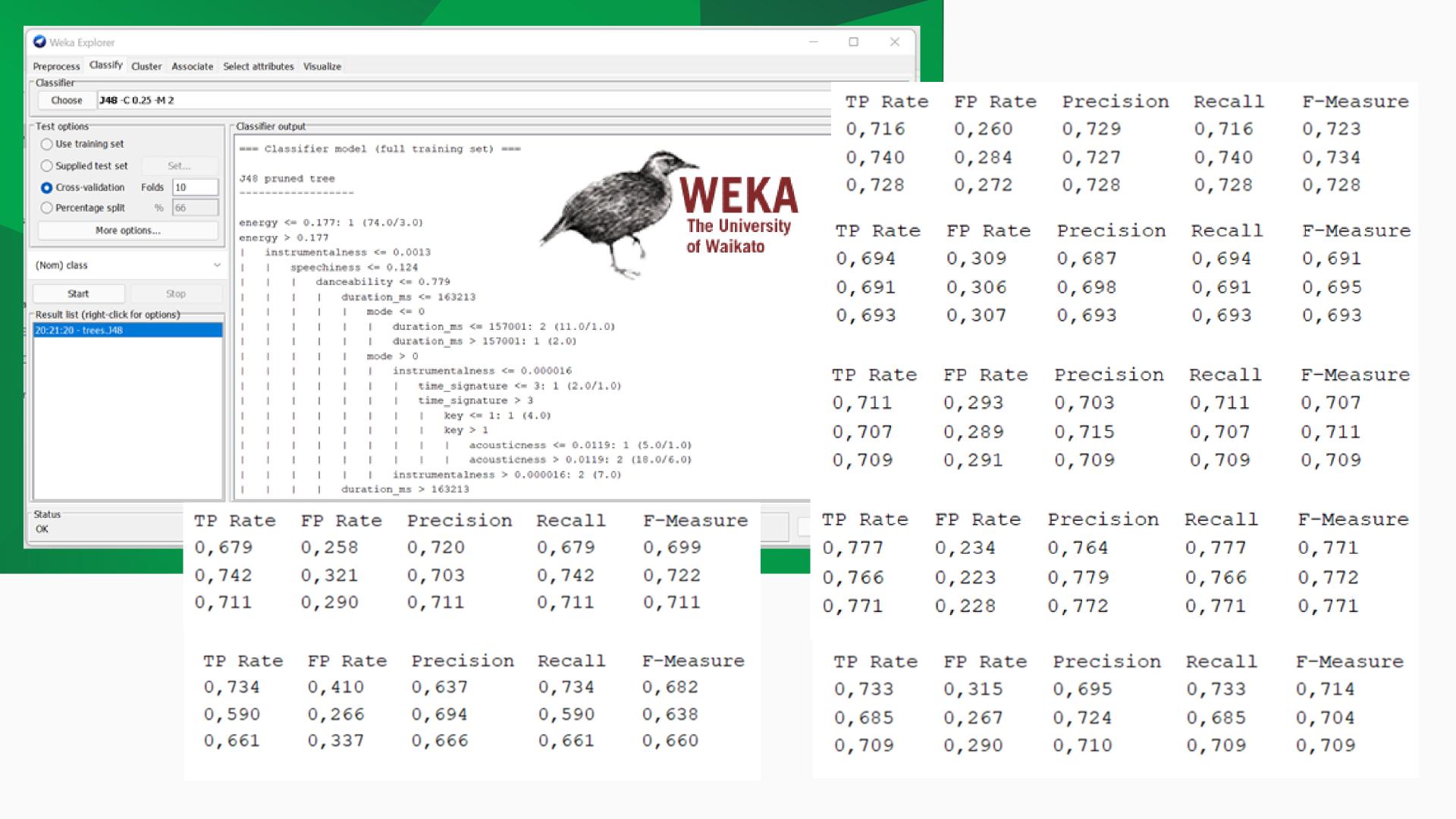
Me gusta - 1 No me gusta - 0

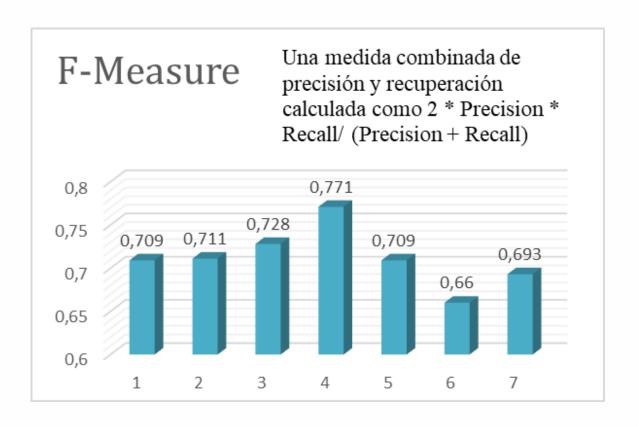
2000 canciones

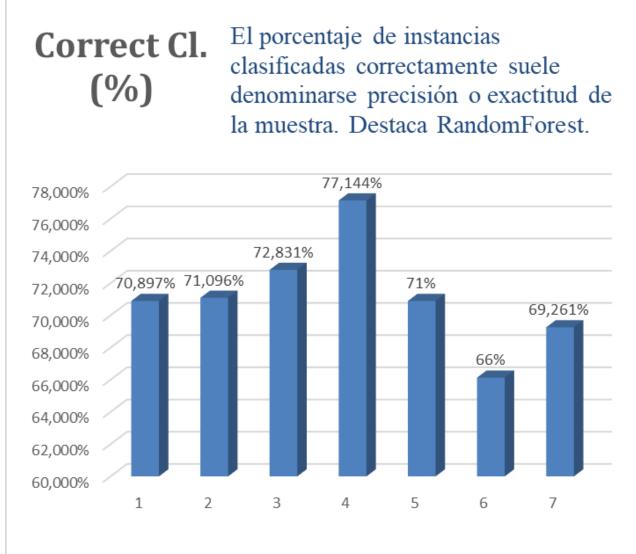


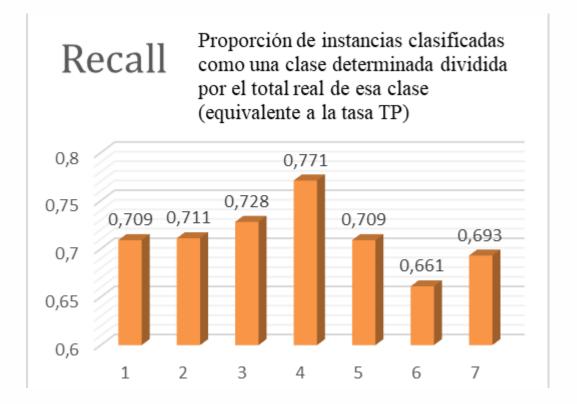


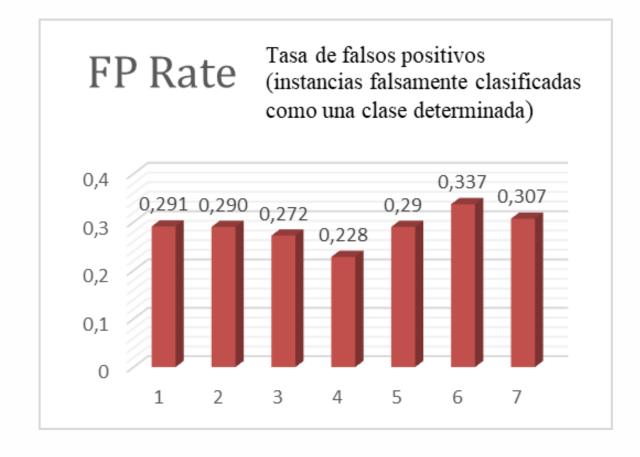
Nombre	Definición
Acousticness (acústica)	Una medida de confianza de 0,0 a 1,0 de si la pista es acústica. 1,0 representa una alta confianza en que la pista es acústica. [0,1]
Danceability (bailabilidad)	La bailabilidad describe lo adecuada que es una pista para bailar basándose en una combinación de elementos musicales que incluyen el tempo, la estabilidad del ritmo, la fuerza del compás y la regularidad general. Un valor de 0.0 es el menos bailable y 1.0 es el más bailable.
Duration_ms (duración)	La duración de la pista en milisegundos.
Energy (energía)	La energía es una medida de 0,0 a 1,0 y representa una medida perceptiva de intensidad y actividad. Típicamente, las pistas energéticas se sienten rápidas, fuertes y ruidosas. Por ejemplo, el death metal tiene mucha energía, mientras que un preludio de Bach tiene una puntuación baja en la escala. Entre las características perceptivas que contribuyen a este atributo se encuentran el rango dinámico, el volumen percibido, el timbre, la velocidad de aparición y la entropía general.
Key (clave)	La tonalidad de la pista. Los números enteros se asignan a los tonos utilizando la notación estándar de Pitch Class. Por ejemplo, 0 = C, 1 = C♯/D♭, 2 = D, etc. Si no se detecta ninguna clave, el valor es [-1, 1]
Liveness (vivacidad)	Detecta la presencia de público en la grabación. Los valores de <i>liveness</i> más altos representan una mayor probabilidad de que la pista haya sido interpretada en directo. Un valor superior a 0,8 proporciona una fuerte probabilidad de que la pista sea en vivo.
loudness (sonoridad) mode	La sonoridad general de una pista en decibelios (dB). Los valores de sonoridad se promedian en toda la pista y son útiles para comparar la sonoridad relativa de las pistas. La sonoridad es la cualidad de un sonido que es el principal correlato psicológico de la fuerza física (amplitud). Los valores suelen os El modo indica la modalidad (mayor o menor) de una pista, el tipo de escala del que se deriva su
(modo) speechiness	contenido melódico. La mayor se representa con 1 y la menor con 0. La locuacidad detecta la presencia de palabras habladas en una pista. Cuanto más exclusivamente hablada sea la grabación (por ejemplo, un programa de entrevistas, un audiolibro o una poesía), más se acercará a 1,0 el valor del atributo. Los valores superiores a 0,66 describen pistas que probablemente estén compuestas exclusivamente por palabras habladas. Los valores entre 0,33 y 0,66 describen pistas que pueden contener tanto música como voz, ya sea en secciones o en capas, incluyendo casos como la música rap. Los valores por debajo de 0,33 representan probablemente música y otras pistas no habladas.
tempo	El tempo global estimado de una pista en pulsaciones por minuto (BPM). En la terminología musical, el tempo es la velocidad o el ritmo de una pieza determinada y se deriva directamente de la duración media de los tiempos.
time_signature (tiempo musical)	Una firma de tiempo estimada. La signatura de tiempo (metro) es una convención de notación para especificar cuántos tiempos hay en cada compás (o medida). La signatura de tiempo va de 3 a 7, indicando signaturas de tiempo de "3/4", a "7/4". Rango de valores: [3,7]
valence (valencia)	Una medida de 0,0 a 1,0 que describe la positividad musical que transmite una pista. Las pistas con alta valencia suenan más positivas (por ejemplo, felices, alegres, eufóricas), mientras que las pistas con baja valencia suenan más negativas (por ejemplo, tristes, deprimidas, enfadadas). Rango de valores: [0,1]
Instrumentalness (instrumentalidad)	Predice si una pista no contiene voces. Los sonidos "Ooh" y "aah" se tratan como instrumentales en este contexto. Las pistas de rap o de palabras habladas son claramente "vocales". Cuanto más se acerque el valor de instrumentalización a 1,0, mayor será la probabilidad de que la pista no tenga contenido vocal. Los valores superiores a 0,5 representan pistas instrumentales, pero la confianza es mayor a medida que el valor se acerca a 1,0.



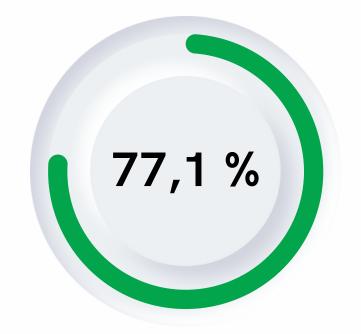


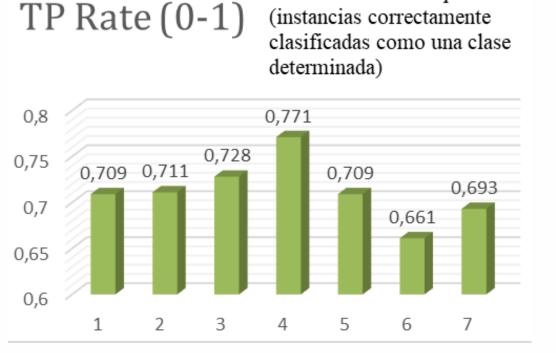






Random Forest





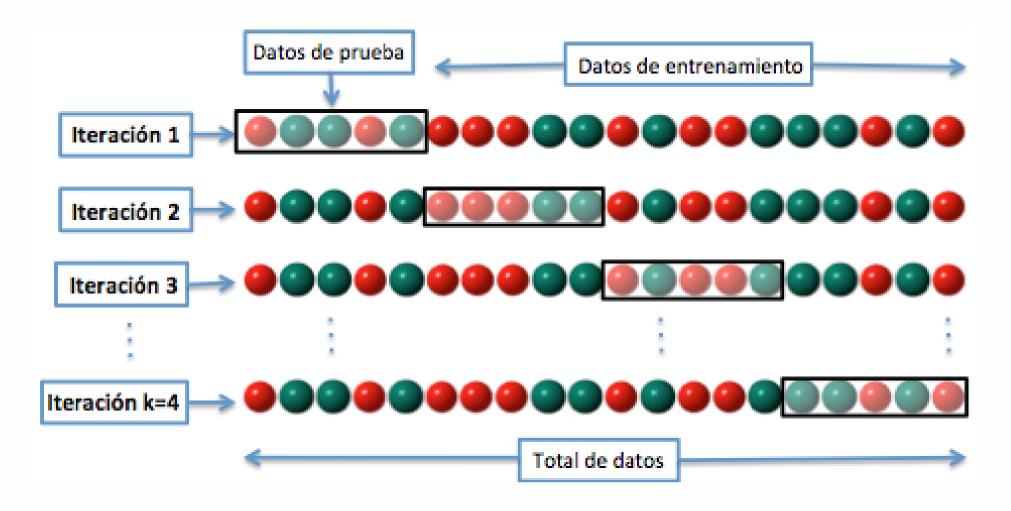
Tasa de verdaderos positivos

Matriz de confusión

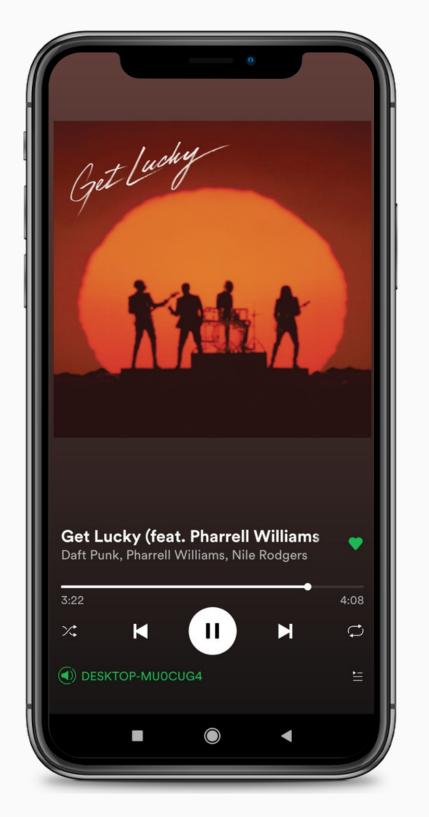
=== Confusion Matrix ===

	N (modelo)	S (modelo)	
n (real)	Negativos reales	Falsos Positivos	
p (real)	Falsos Negativos	Positivos Reales	

Validación cruzada



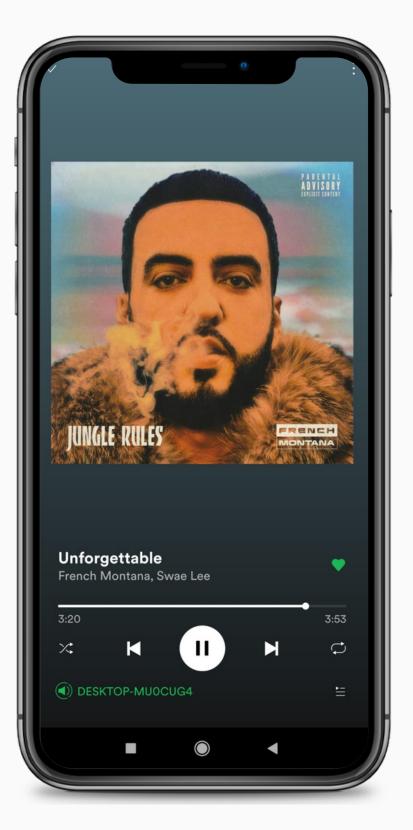
Canción que suele gustar



Name	Value	Property name	Property value		
		Low	0.33,0		
acousticness	0.0293	Medium	0.66, 0.33		
		High	0.99 , 0.66		
		Low	0.41,0.12		
danceability	0.726	Medium	0.7, 0.41		
		High	0.98, 0.7		
		Low	345570.33 , 16042		
duration_ms	233833	Medium	675098.67 , 345570.33		
		High	1004627 , 675098.67		
		Low	0.34,0.01		
energy	0.769	Medium	0.67, 0.34		
		High	1,0.67		
		Low	0.33,0		
instrumentalness	0.0101	Medium	0.65, 0.33		
		High	0.98, 0.65		
		Low	3.67,0		
key	6	Medium	7.33 , 3.67		
		High	11 , 7.33		
		Low	0.34, 0.02		
liveness	0.104	Medium	0.65, 0.34		
		High	0.97 , 0.65		
		Low	-22.17 , -33.1		
loudness	-5.043	Medium	-11.24 , -22.17		
		High	-0.31 , -11.24		

Canción que no suele gustar

Name	Value	Property name	Property value		
		Low	0.33,0		
acousticness	0.0426	Medium	0.66, 0.33		
		High	0.99, 0.66		
		Low	0.41,0.12		
danceability	0.794	Medium	0.7 , 0.41		
		High	0.98,0.7		
		Low	345570.33 , 16042		
duration_ms	248413	Medium	675098.67 , 345570.33		
		High	1004627 , 675098.67		
		Low	0.34,0.01		
energy	0.811	Medium	0.67, 0.34		
		High	1,0.67		
		Low	0.33,0		
nstrumentalness	0.000001	Medium	0.65, 0.33		
		High	0.98, 0.65		
		Low	3.67,0		
key	6	Medium	7.33 , 3.67		
		High	11,7.33		
		Low	0.34,0.02		
liveness	0.101	Medium	0.65, 0.34		
		High	0.97, 0.65		
		Low	-22.17 , -33.1		
loudness	-8.966	Medium	-11.24 , -22.17		
		High	-0.31 , -11.24		



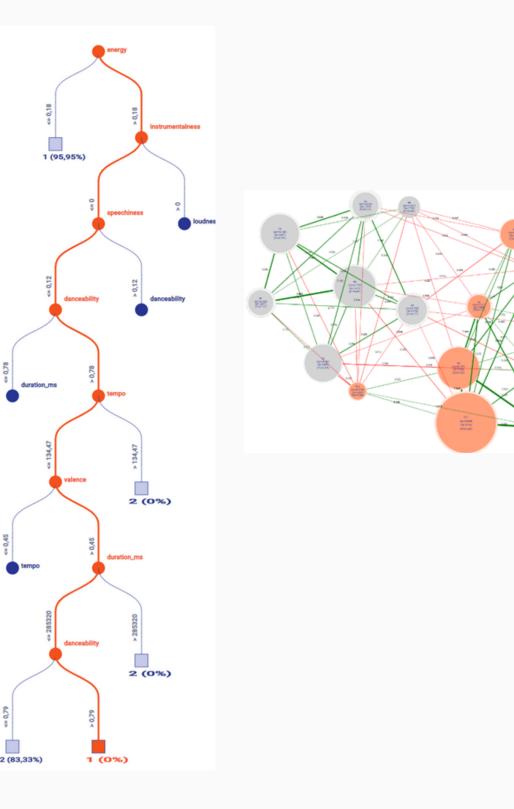
Lenguaje natural

Algorithm	Local explanation
J48	Example is 1 because acousticness, duration_ms, instrumentalness, loudness and mode are low and energy and tempo are medium.
FURIA	We have a high confidence in the classification result. It is very likely that this example is 2 because loudness and liveness are low and instrumentalness and energy are medium. However, this is wrong because the type should be 1 instead of 2 according to the information in the dataset.
RandomForest	This instance is classified as 1

Algorithm	Local explanation
J48	Example is 1 because danceability and valence are high, duration_ms, instrumentalness, speechiness and tempo are low and energy is medium. However, this classification is wrong because type should be 2 instead of 1 according to the information in the dataset.
FURIA	Classifier performs stretching to determine that example is 1. However, this is wrong because the type should be 2 instead of 1 according to the information in the dataset.
RandomForest	This instance is classified as 2

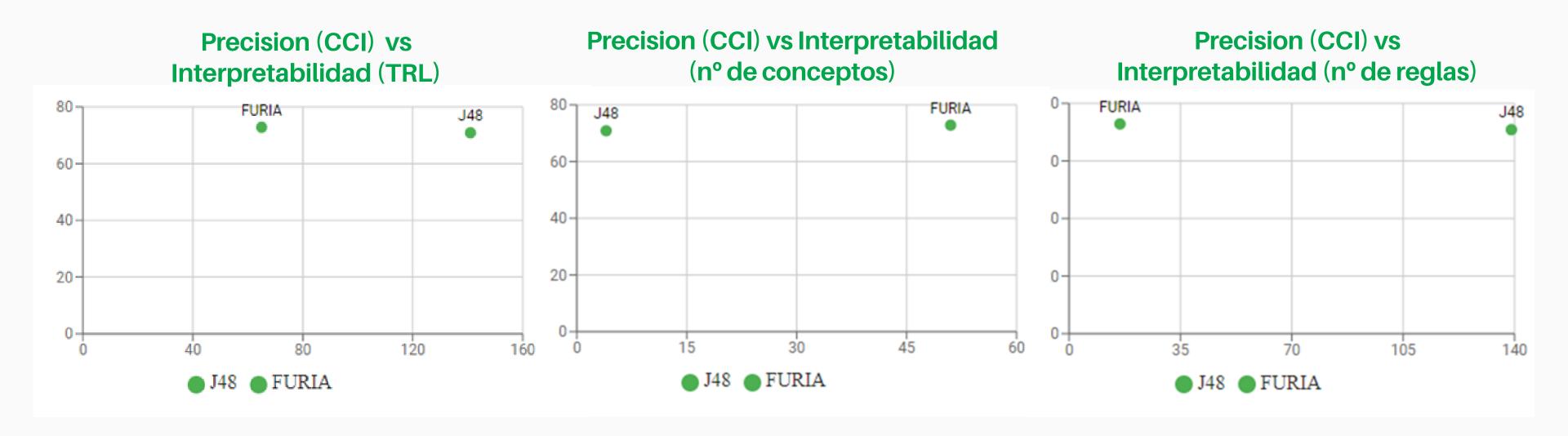
El ejemplo es 2 porque la bailabilidad, el tempo y la valencia son altos, la acústica, la instrumentalidad y la sonoridad son bajos y la duración_ms, la vivacidad y el discurso son medios. Además, es probable que sea 1 porque 2 se confunde con este tipo al menos en un 10%. Pero es poco probable que sea 1. El 1 es posible debido a la proximidad del tempo con el valor de división (111,0).

El clasificador realiza un estiramiento para determinar que el ejemplo es 1. Sin embargo, esto es incorrecto porque el tipo debería ser 2 en lugar de 1 según la información del conjunto de datos.



El ejemplo es 1 porque la bailabilidad y la valencia son altas, la duración_ms, la instrumentalidad, la locución y el tempo son bajos y la energía es media. Para estos valores específicos es igual de probable que sea 2. Además, es probable que sea 2 porque 1 se confunde con este tipo al menos en un 10%. El 2 es posible debido a la proximidad de la bailabilidad con el valor de división (0,79). Sin embargo, esta clasificación es errónea porque el tipo debería ser 2 en lugar de 1 según la información del conjunto de datos.

Precisión vs. Explicabilidad



Menor número de conceptos:

J48

Menor número de reglas obtiene mayor CCI: FURIA

Conclusiones

El algoritmo que presenta una mejor resolución en las métricas de precisión es RandomForest con un 77,14% de efectividad.

Algoritmos como J48, tienen una diferencia de precisión no muy notable frente a RandomForest, y desarrolla una mejor explicación de la resolución dada en los ejemplos utilizados.

La solución para este problema sería confiar de la explicación de las cajas blancas J48 y FURIA, cuando hay consenso con las cajas negras como RandomForest, o cuando los 3 coincidan.