

Inteligência Artificial(CC2006)

Relatório do Projeto Prático 2

Introdução

As Árvores de Decisão são um dos modelos mais práticos e mais usados em inferência indutiva. Este método representa funções como árvores de decisão. Estas árvores são treinadas de acordo com um conjunto de treino (exemplos previamente classificados) e posteriormente, outros exemplos são classificados de acordo com essa mesma árvore. Para a construção destas árvores são usados algoritmos como o ID3, ASSISTANT e C4.5.

Dados iniciais

PassengerId	Survived	Pclass	Name	Sex	Age	SibSp	Parch	Ticket	Fare	Cabin	Embarked
845	C)	Culumovic, Mr. J	male	17	0	0	315090	8.6625		S
569	C)	Doharr, Mr. Tann	male	28(média)	0	0	2686	7.2292		С
792	0)	Gaskell, Mr. Alfre	male	16	0	0	239865	26		S
752	1		Moor, Master. M	male	6	0	1	392096	12.475	E121	S
40	1		Nicola-Yarred, M	female	14	1	0	2651	11.2417		С
487	1		Hoyt, Mrs. Frede	female	35	1	0	19943	90	C93	S
852	0		Svensson, Mr. Jo	male	74	0	0	347060	7.775		S
814	C)	Andersson, Miss	female	6	4	2	347082	31.275		s
164	C)	Calic, Mr. Jovo	male	17	0	0	315093	8.6625		s
720	C)	Johnson, Mr. Ma	male	33	0	0	347062	7.775		s
170	C	1	Ling, Mr. Lee	male	28	0	0	1601	56.4958		s
858	1		Daly, Mr. Peter D	male	51	0	0	113055	26.55	E17	s
390	1		Lehmann, Miss.	female	17	0	0	SC 1748	12		С
697	C	8	Kelly, Mr. James	male	44	0	0	363592	08.05		S
360	1		Mockler, Miss. H	female	27(média)	0	0	330980	7.8792		Q
608	1		Daniel, Mr. Robe	male	27	0	0	113804	30.5		S
671	1		Brown, Mrs. Tho	female	40	1	1	29750	39		s
641	C		Jensen, Mr. Hans	male	20	0	0	350050	7.8542		s
527	1		Ridsdale, Miss. L	female	50	0	0	W./C. 14258	10.5		s
349	1		Coutts, Master. \	male	3	1	1	C.A. 37671	15.9		S
					(74-3)/4 = 17.75						
					Média M: 28						
					Média F: 27						

Como pedido no enunciado, as colunas Ticket e Cabin não foram consideradas para a criação das árvores de decisão. Da mesma forma, também não foram consideradas as tabelas PassengerId e Name, porque são atributos únicos que não importam ao problema.

Impureza de Gini

Para escolhermos a raíz da nossa árvore, calculamos a Impureza de Gini para cada uma das colunas, identificando-as como classes. Essas classes serão depois inseridas na árvore, de acordo com qual tem menor impureza. Para calcular o valor da impureza a cada nível, são utilizadas duas fórmulas:

A primeira fórmula é a seguinte:

```
1-(ns/nt)^2-(nm/nt)^2
```

```
ns - número de pessoas sobreviventes de nt;
nm - número de pessoas que morreram de nt;
nt - número total de pessoas na subclasse.
```

Este cálculo permite-nos obter a impureza dos dados para cada subclasse, por exemplo, se escolhermos a classe Sexo(Homem) terá duas subclasses, dependendo se a resposta a se uma pessoa pertence à classe for Sim ou Não. O número de subclasses é sempre 2, devido ao resultado binário sim/não.

Quando temos ambas as impurezas, podemos então calcular a Impureza de Gini da classe. A fórmula é a seguinte:

```
(p/t)*igp + (np/t)*ignp
```

```
t - número total de pessoas pertencentes à classe;
p - pessoas de t pertencentes à subclasse Sim;
np - pessoas de t não pertencentes à subclasse Não;
igp - Impureza de Gini de p;
ignp - Impureza de Gini de np.
```

Para ajuda à construção das tabelas onde guardamos os valores, escrevemos o seguinte código em javascript, onde GINISOLO calcula a impureza da subclasse, e GINIDOUBLE para a classe toda.

```
function GINISOLO(input1,input2) {
  var firstPart = (input1/(input1+input2))**2;
  var secondPart = (input2/(input1+input2))**2;
  return 1 - firstPart - secondPart;
}

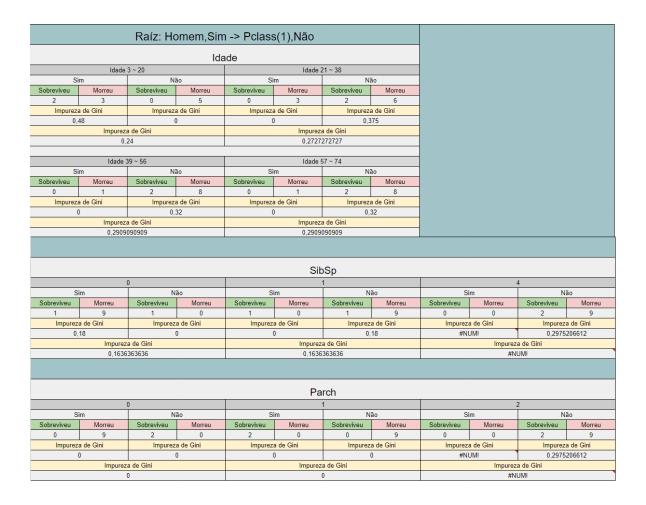
function GINIDOUBLE(input1,input2,resultado1e2,input3,input4,resultado3e4) {
  return ((input1 + input2)/(input1+input2+input3+input4))*resultado1e2 +
  ((input3 + input4)/(input1+input2+input3+input4))*resultado3e4;
}
```

Depois de calculadas as impurezas de cada classe, resta apenas escolher a que tem menor valor e defini-la como raíz. Neste caso, as classes com menor impureza foram a Sexo(Homem) e Sexo(Mulher) e são iguais, visto os dados serem inversos entre elas. Decidimos escolher Sexo(Homem como a nossa raíz, que irá dividir a população entre 13 (Homens) e 7 (Mulheres) pessoas, para as respostas Sim e Não respetivamente.

			Ra	ízes															
			lda	ade									Po	lass					
	Idade	3~20			Idade	21 ~ 38				1				2				3	
Si	m	N	ão	Si	m	Ni	io	Si	m	N	ão	S	im	Ni Ni	io			N.	ão
Sobreviveu	Morreu	Sobreviveu	Morreu	Sobreviveu	Morreu	Sobreviveu	Morreu	Sobreviveu	Morreu	Sobreviveu	Morreu	Sobreviveu	Morreu	Sobreviveu	Morreu	Sobreviveu	Morreu	Sobreviveu	Morreu
4	5			3	3	7		3	0	7	10	3	1			4	9	6	1
	de Gini	Impurez	a de Gini	Impureza	de Gini	Impureza		Impureza	a de Gini	Impurez	a de Gini	Impurez	a de Gini	Impureza 0.4	a de Gini	Impurez	a de Gini	Impurez	a de Gini
		0.4	196	0.5	00	0.5	00)	0.0	184	0.3	375		92	0.	126	0.2	245
		a de Gini				a de Gini			Impurez					za de Gini				a de Gini	
(9/20)*0.494 + (11	/20)*0.496 = 0.49	5		0.	500			0.	412			0.	469			0.	363	
		39 ~ 56				57 ~ 74													
		N				Ni		-					Cil	bSp					
		Sobreviveu 7		Sobreviveu		Sobreviveu 10				0				1				4	
		Impurez			ı de Gini	Impureza			m	T N				Ni Ni					lão
		0.4				0.4		Sobreviveu		Sobreviveu				Sobreviveu				Sobreviveu	
		a de Gini			Impure		33		9	4			0	6			1		Molled
	0.	169			0.				a de Gini				a de Gini				a de Gini		ra de Gini
										0.3				0.4				0.4	
										ta de Gini				za de Gini			Impured	a de Gini	
									0.	440			0.	375			0.	474	
			Se	exo															
		mem			Mi														
Si	m	N	ão	Si	m	Ni Ni	io						_						
		Sobreviveu		Sobreviveu	Morreu	Sobreviveu								arch					
	9			6		4				0				1				2	
	de Gini	Impurez			de Gini	Impureza				N				N.			im		
		0.2	245			0.4	26		Morreu					Sobreviveu				Sobreviveu	
	Impurez 0.				Impure:				9			3	0	7			1	10 Impurez	
	0	363			0.	363			a de Gini	Impurez 0.			a de Gini	Impurezi 0.4			a de Gini	Impurez 0.4	
									Impurez		975		Impure:		10-1		Impure:		133
									0					411			0		
			F	are						403				.411				***	
	7.2292	- 27.9219			27.9210	~ 48.6147		1											
Si	m	N	lão	Si	m	N.	io												
Sobreviveu	Morreu	Sobreviveu	Morreu	Sobreviveu	Morreu	Sobreviveu	Morreu							arked					
7	8	3	2	2	1	8	9			S								Q	
	a de Gini	Impurez			a de Gini	Impureza		Si		N				Ni Ni		S		N.	
		0.4	480			0.4	98	Sobreviveu		Sobreviveu				Sobreviveu		Sobreviveu		Sobreviveu	
	Impurez	a de Gini			Impure:				9	3		2					0	9	
	0.4	1935			0.	489			a de Gini	Impurez	a de Gini	Impurez	a de Gini	Impureza 0.4	a de Gini		a de Gini	Impurez	
						~ 90.0004			192		3/5				98			0.4	199
		~ 69.3076 N				~ 90.0004 Ni			Impurez 0.				Impure: 0.	za de Gini			Impure:	a de Gini	
		Sobreviveu				Sobreviveu			0.0	403			U.	.450			U.	414	
0				500revweu 1	o norreu	9		1											
					ı de Gini	Impurez		1											
purez		Impurez 0.4	499			0.4		1											
	Impurez	a de Gini			Impure:			1											
	0.				0			1											

Tendo agora uma raiz, será necessário traçar os dois caminhos (caso pertença à semi tabela da raiz ou não). Para cada lado o método é o mesmo: ver o número de pessoas que pertencem e não pertencem e considerar esse valor como o novo total (ex: se total = 20 e apenas 13 pessoas pertencem à subclasse da raiz, 13 será o novo total de pessoas no caminho de 'sim'). O processo para decidir o novo nó é o mesmo da raíz, excluindo sempre as classes já consideradas como nós internos. Para este caso, temos que a classe com menor impureza é a PClass(1), e passará então a ser o próximo nó da árvore. Como o caminho 'Sim' leva a todos os membros da subclasse sobreviverem, essa parte da árvore termina nesse nó e a população do caminho 'Não' continua a árvore. Repetimos este processo enquanto existirem classes por inserir na árvore ou até todos os caminhos da árvore levares a um "Sobrevive" ou "Morre".

			Raíz: Ho	mem,Sim															
			lda	ade									Pa	arch					
	Idade	3 ~ 20			Idade	21 ~ 38				0				1				2	
Si	m	N	ão	Sir	n	Ni	io	Si	m	N	ão	Si	n	N	ão	Si	m	N	ão
Sobreviveu	Morreu	Sobreviveu	Morreu	Sobrevíveu	Morreu	Sobreviveu	Morreu	Sobreviveu	Morreu	Sobreviveu	Morreu	Sobrevíveu	Morreu	Sobrevíveu	Morreu	Sobreviveu	Morreu	Sobreviveu	Morreu
2	4	2	5	1	3	3	6	2	9	2	0	2	0	2	9	0	0	4	9
Impurez	a de Gini	Impurez	a de Gini	Impureza	de Gini	Impureza	de Gini	Impureza	a de Gini	Impurez	a de Gini	Impureza	de Gini	Impurez	a de Gini	Impureza	de Gini	Impurez	a de Gini
0,4444	444444	0,4081	632653	0,3	75	0,4444	144444	0,2975	206612		0	0		0,2975	206612	#NL	JMI	0,426	135503
		a de Gini			Impurez	a de Gini				a de Gini				za de Gini				za de Gini	
	0,4249	084249			0,4230	769231			0,2517	482517			0,2517	7482517			#10	IUMI	
	Idade	39 ~ 56			Idade	57 ~ 74													
Si	im	N	ão	Sir	n	Ni Ni	io												
Sobreviveu	Morreu	Sobreviveu	Morreu	Sobreviveu	Morreu	Sobreviveu	Morreu							arked					
1	1	3	8	0	1	4	8			S				С				Q	
Impurez	a de Gini	Impurez	a de Gini	Impureza	de Gini	Impureza	de Gini	Si	m	N	lão	Si	n	N	ão	Si	m	N	lão
0	,5	0,3966	942149	0		0,4444	144444	Sobreviveu	Morreu	Sobreviveu	Morreu	Sobreviveu	Morreu	Sobreviveu	Morreu	Sobreviveu	Morreu	Sobreviveu	Morreu
		a de Gini			Impurez	a de Gini		4	8	0	1	0	1	4	8	0	0	0	0
	0,4125	874126			0,4102	564103		Impureza	a de Gini	Impurez	a de Gini	Impureza	de Gini	Impurez	a de Gini	Impureza	de Gini	Impurez	a de Gini
								0,4444	444444		0	0		0,4444	444444	#NL	JMI	#N	UMI
										a de Gini				za de Gini				ra de Gini	
									0,4102	564103			0,4102	2564103			414	IUMI	
			F	are															
	7.2292 -	27.9219			27.9210	~ 48.6147													
Si	im	N	ão	Sir	n	N.	io												
Sobreviveu	Morreu	Sobreviveu	Morreu	Sobreviveu	Morreu	Sobreviveu	Morreu						Pc	lass					
3	9	1	0	1	0	3	9			1				2				3	
Impurez	a de Gini	Impurez	a de Gini	Impureza	de Gini	Impureza	de Gini	Si	m	N	lão	Sir	n	N	ão	Si	m	N	ão
0,3	175		0	0		0,3	75	Sobreviveu	Morreu	Sobreviveu	Morreu	Sobreviveu	Morreu	Sobreviveu	Morreu	Sobreviveu	Morreu	Sobreviveu	Morreu
	Impurez	a de Gini			Impurez	a de Gini		2	0	2	9	0	1	4	8	2	8	2	1
	0,3461	538462			0,3461	538462		Impureza	a de Gini	Impurez	a de Gini	Impureza	de Gini	Impurez	a de Gini	Impureza	de Gini		a de Gini
								()	0,2975	206612	0		0,4444	444444	0,3	32	0,4444	444444
	48.6147	~ 69.3076			69.3077	~ 90.0004			Impurez	a de Gini			Impure	za de Gini			Impure	ra de Gini	
Si	m	N	ão	Sir	n	Ni Ni	io		0,2517	482517			0,4102	2564103			0,348	7179487	
Sobreviveu	Morreu	Sobreviveu		Sobreviveu	Morreu	Sobreviveu													
0	1	4		0	0	4													
Impurez		Impurez		Impureza		Impureza													
- (0,4444	444444	#NU		0,4260	35503							bSp					
		a de Gini				a de Gini				0				1				4	
	0,4102	564103			#N	UMI		Si			ão	Si		N		Si		N	
								Sobreviveu	Morreu	Sobreviveu	Morreu	Sobreviveu	Morreu	Sobrevíveu		Sobreviveu		Sobreviveu	
								3	9	1	0	1	0	3	9	0	0	4	9
									a de Gini	Impure2				Impurez		Impureza			a de Gini
								0,3			0	0		0,3	375	#NL			035503
										a de Gini				za de Gini				za de Gini	
									0,3461	538462			0,3461	1538462			#15	IUMI	



Neste caso, mal encontramos uma classe com Impureza de Gini igual a 0 em SibSp(4), significa que divide perfeitamente a população (sendo que só restava 1 morto), mal descoberta não foi necessário calcular o resto das impurezas e inserimos este último nó na tabela.

Figure F				Raíz: Ho	mem.Não															
Signature Sign																				
Service No																				
Sobreview More Sobreview																			9	
Page																				
Importe do Cirk																				
Part																				
1.9504716996																				
Side Sim No Side No		Impurez	a de Gini			Impurez	a de Gini			Impurez	a de Gini			Impurez	a de Gini			Impurez	a de Gini	
Start Star		0,1904	761905			0,2285	714286			0,2380	952381			0,2142	857143			0,1904	761905	
Start Star					,															
Substitution Subs																				
Transpers de Grisi														Sil	nSn.					
Impures de Gris Impures de											0									
1													Q;							(ão
Table Tabl																				Morreu
Parc																				
Part		0,2285	714286			#N	UMI		Impureza	de Gini	Impurez	de Gini	Impureza	a de Gini	Impureza	a de Gini	Impurez	a de Gini	Impurez	a de Gini
Fare 1									(75				175				0
Farce																				
1/2292 - 1/2919 2/9219 - 48/5147 Sibrevilves Mores Sibre				E.	aro					0,00453	1722054			0,00453	31722054				0	
Signature Sign		7 2202 -	27.0210	Г		27.0240	40 0147													
Sibbreviveu Morreu Sobreviveu				io				io												
Impureza de Gris Impure														Pa	ırch					
PRIJUN																				
Impurez do Gris																				
Selection Sele	#NU			UMI	#NL			iwi	Sobreviveu	Morreu	Sobreviveu	Morreu	Sobreviveu	Morreu	Sobreviveu	Morreu	Sobreviveu	Morreu	Sobreviveu	Morreu
AB SER - 69 3975 59 3977 - 99 3995 59 3977 - 99 3995 59 3997 - 99 3995 59 3997 - 99 3995 59 3997 - 99 3995 59 3997 - 99 3995 59 3997 - 99 3997 3995 399										4- 01-1		4- 01-1		4- 01-1	l	- 4- 0'-'		- 4- 61-1		4- 01-1
Solitor Soli		HIN	OWI			HIN	OMI													
Sign		48.6147	~ 69.3076			69.3077	~ 90.0004					,,,,,				J. I.				J-111
Impureza de Giris Impureza de	Sir	n	N	ão	Si	n	N2	io		#N	UMI		•			-				
PAUM PAUM PAUM PAUM PAUM PAUM PAUM PAUM	Sobreviveu	Morreu	Sobreviveu	Morreu	Sobreviveu	Morreu	Sobreviveu	Morreu												
PAUM PAUM PAUM PAUM PAUM PAUM PAUM PAUM	Impureza	de Gini	Impurez	a de Gini	Impureza	de Gini	Impureza	de Gini												
#NUM Size NIGO Sore Nigo S									1					Emb	arked					
Sobreviveus Morreu Sobreviveus M		Impurez	a de Gini			Impurez	a de Gini				S				С				Q	
Impureza de Gris Impure		#N	UMI			#N	UMI		Si	m	N	io	Si	im	Ni Ni	ão	S	im	N	ão
RNUM PNUM PNUM PNUM PNUM PNUM PNUM PNUM P									Sobreviveu	Morreu	Sobreviveu	Morreu	Sobreviveu	Morreu	Sobreviveu	Morreu	Sobreviveu	Morreu	Sobreviveu	Morreu
RNUM PNUM PNUM PNUM PNUM PNUM PNUM PNUM P									Impurez	a de Cini	Impurez	do Gini	Impurez	a da Gini	Impurez	a de Gini	Impurez	a de Gini	Imourez	ra da Gini
Impureza de Gini Impureza de Gini Impureza de Gini Impureza de Gini																				
													2.1							
																	1			

Dadas todas as informações necessárias, obtemos a seguinte árvore de decisão:

Ganho de Informação

Repetindo o processo mas agora para o Ganho de Informação, voltamos a definir classes e subclasses de forma a calcular os ganhos e entropias das mesmas. Os valores são calculados das seguintes formas:

t total de pessoas;

fa frequência absoluta- número de pessoas que pertencem à subclasse;

s - número de pessoas da frequência absoluta que sobrevivem;

m - número de pessoas da frequência absoluta que morreram;

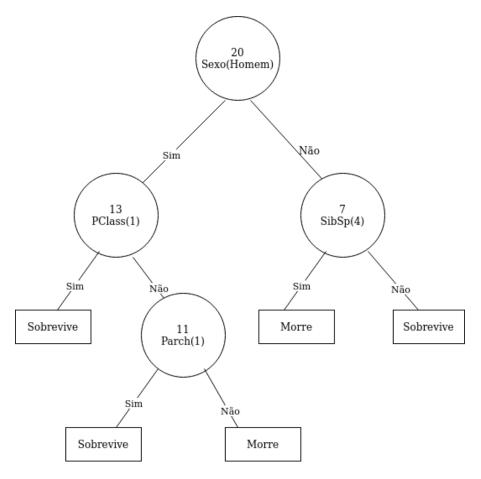
i - numerador da subclasse

k - indicador da última subclasse

$$E(conjunto) = -(s/t) * log2(s/t) - (m/t) * log2(m/t)$$

$$GI = E(conjunto) - \sum_{i=1}^{k} (fa(i)/t) * E(i)$$

Para descobrir a raiz da árvore, criámos tabelas para todas as classes. A raiz da nossa árvore será a subclasse com menor Entropia da classe com maior Ganho de informação. O ganho de



informação de cada é calculado com classe é calculado com base na entropia do conjunto a que pertence, por exemplo, numa população de 13 pessoas, t = 13.

Caso existam duas subclasses de entropia igual, selecionamos a que tem maior frequência absoluta. Se a entropia da subclasse for 0, quer dizer que o nó irá gerar uma folha do tipo "sobrevive" ou "morre", dividindo bem a população, e o processo é repetido até não existirem mais classes para explorar ou toda a população acabar inserida em ramos "sobrevive" ou "morre".

Para o cálculo das entropias, voltamos a escrever um pequeno código em javascript para agilizar o processo:

```
function ENTROPY(freq, yes, no) {
  var entropy;
  if(yes == 0 || no == 0) return 0;
  entropy = -(yes/freq)*(Math.log(yes/freq)/Math.log(2)) -
  (no/freq)*(Math.log(no/freq)/Math.log(2));
  return entropy;
}
```

Entropia do con	junto:	-(10/20)*log2(10/	20) - (10/20)*log2	2(10/20) = 1					
				Raízes					
Valores (Idade)	Frequência relati	sobreviveram	morreram	entropia	Ganho de Informação				
3~20	9	4	5	0,9910760598					
21~38	6	3	3	1	1 //9/20*0.90	91 + (6/20)*1 + (4/20)*0.811 + (1/20)*0) = 0.09185			
39~56	4	3	1	0,8112781245	1 - ((3/20) 0.3	91 + (0/20) 1 + (4/20) 0.011 + (1/20) 0) = 0.09103			
57~74	1	0	1	0					
Valores (Sexo)	Frequência relati	sobreviveram	morreram	entropia	Ganho de Inf.				
Homem	13	4	9	0,8904916402	0.21465				
Mulher	7	6	1	0,5916727786	0.21403				
Valores (Pclass)	Frequência relati	sobreviveram	morreram	entropia	Ganho de Inf.				
1	3	3	0	0					
2	4	3	1	0,8112781245	0.2593				
3	13	4	9	0,8904916402					
Valores (SibSp)	Frequência relati	sobreviveram	morreram	entropia	Ganho de Inf.				
0	15	6	9	0,9709505945					
1	4	4	0	0	0.2725				
4	1	0	1	0					
Valores (Parch)	Frequência relati	sobreviveram	morreram	entropia	Ganho de Inf.				
0	16	7	9	0,9886994083					
1	3	3	0	0	0.2096				
2	1	0	1	0					
Valores (Fare)	Frequência relati	sobreviveram	morreram	entropia	Ganho de Inf.				
7.2292 ~ 27.9219	15	7	8	0,996791632					
27.9210 ~ 48.6147	3	2	1	0,9182958341	0.1153				
48.6147 ~ 69.3076	1	0	1	0	0.1100				
69.3077 ~ 90.0004	1	1	0	0					
Valores (Embarked)	Frequência relati	sobreviveram	morreram	entropia	Ganho de Inf.				
S	16	7	9	0,9886994083					
С	3	2	1	0,9182958341	0.0711				
Q	1	1	0	0					

Entropia do con	ijunto:	-(6/16)*log2(6/16			
		Raíz: Sib	Sp(1) Não		
Valores (Idade)	Frequência relati	sobreviveram	morreram	entropia	Ganho de Inf.
3~20	7	2	5	0,8631205686	
21~38	5	2	3	0,9709505945	0.101622
39~56	3	2	1	0,9182958341	0.101022
57~74	1	0	1	0	
Valores (Sexo)	Frequência relati	sobreviveram	morreram	entropia	Ganho de Inf.
Homem	12	3	9	0,8112781245	0.143164
Mulher	4	3	1	0,8112781245	0.143164
Valores (Pclass)	Frequência relati	sobreviveram	morreram	entropia	Ganho de Inf.
1	2	2	0	0	
2	3	2	1	0,9182958341	0.312034
3	11	2	9	0,6840384356	
Valores (Parch)	Frequência relati	sobreviveram	morreram	entropia	Ganho de Inf.
0	14	5	9	0,9402859587	
1	1	1	0	0	0.130184
2	1	0	1	0	

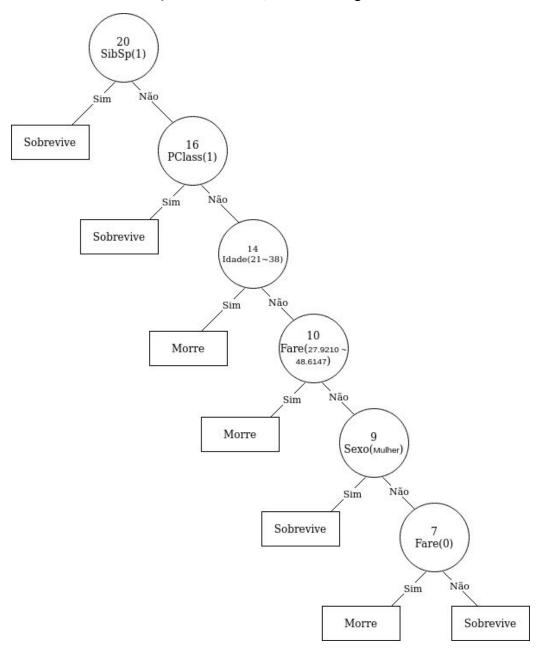
Entropia do con					
	Raíz: \$	SibSp(1) Não	o -> PClass(1) Não	
Valores (Idade)	Frequência relati	sobreviveram	morreram	entropia	Ganho de Inf.
3~20	7	2	5	0,8631205686	
21~38	4	0	4	0	0.43156
39~56	2	1	1	1	0.43130
57~74	1	0	1	0	
Valores (Sexo)	Frequência relati	sobreviveram	morreram	entropia	Ganho de Inf.
Homem	10	1	9	0,4689955936	0.296332
Mulher	4	3	1	0,8112781245	0.200352
Valores (Parch)	Frequência relati	sobreviveram	morreram	entropia	Ganho de Inf.
0	12	2	10	0,6500224216	
1	1	1	0	0	0.305958
2	1	0	1	0	
Valores (Fare)	Frequência relati	sobreviveram	morreram	entropia	Ganho de Inf.
7.2292 ~ 27.9219	12	4	8	0,9182958341	
27.9210 ~ 48.6147	1	0	1	0	0.07601
48.6147 ~ 69.3076	1	0	1	0	
Valores (Embarked)	Frequência relati	sobreviveram	morreram	entropia	Ganho de Inf.
S	11	2	9	0,6840384356	
С	2	1	1	1	0.276809
Q	1	1	0	0	

Entropia do con	ijunto:	-(4/10)*log2(4/10			
Raíz:	SibSp(1) N	ão -> PClass	s(1) Não -> I	dade(21~38)	Não
Valores (Sexo)	Frequência relati	sobreviveram	morreram	entropia	Ganho de Inf.
Homem	7	1	6	0,5916727786	0.281292
Mulher	3	2	1	0,9182958341	0.201232
Valores (Parch)	Frequência relati	sobreviveram	morreram	entropia	Ganho de Inf.
0	8	2	6	0,8112781245	
1	1	1	0	0	0.321935
2	1	0	1	0	
Valores (Fare)	Frequência relati	sobreviveram	morreram	entropia	Ganho de Inf.
7.2292 ~ 27.9219	9	1	8	0,5032583348	0.540040
27.9210 ~ 48.6147	1	0	1	0	0.518019
Valores (Embarked)	Frequência relati	sobreviveram	morreram	entropia	Ganho de Inf.
S	9	2	7	0,7642045065	0.283167
С	1	1	0	0	0.203107

Entropia do cor	njunto:	-(4/9)*log2(4/9) -			
Raiz:	SibSp(1) Não			12	Não ->
	Fa	re(27.9210 -	~ 48.6147) N	ão	
Valores (Sexo)	Frequência relati	sobreviveram	morreram	entropia	Ganho de Inf.
Homem	7	1	6	0,5916727786	0.530888
Mulher	2	2	0.	0	0.530000
Valores (Parch)	Frequência relati	sobreviveram	morreram	entropia	Ganho de Inf.
0	8	2	6	0,8112781245	0.26994
1	1	1	0	0	0.20334
					**
Valores (Embarked)	Frequência relati	sobreviveram	morreram	entropia	Ganho de Inf.
Valores (Embarked)	Frequência relati 8	sobreviveram 2	morreram 6	entropia 0,8112781245	Ganho de Inf. 0.26994

Entropia do cor	njunto:	-(2/7)*log2(2/7) -			
	SibSp(1) Nã are(27.9210	5.5		170	
Valores (Parch)	Frequência relati	sobreviveram	morreram	entropia	Ganho de Inf.
0	6	0	6	0	(
1	1	1	0	0	
Valores (Embarked)	Frequência relati	sobreviveram	morreram	entropia	Ganho de Inf.
S	7	1	6	0,5916727786	0.271448

Dadas todas as informações necessárias, obtemos a seguinte árvore de decisão:



Resultados

Com as árvores criadas, podemos então percorrer os dados de teste e verificar quais previsões estariam as corretas. De maneira interessante, as duas árvores chegaram aos mesmos resultados para todos os casos. Assim, as tabelas de confusão ficaram iguais.

Passenge	Pclass	Name	Sex	Age	SibSp	Parch	Ticket	Fare	Cabin	Embarked	Survived	Prediction
1086	2	Drew, Ma	male	8	0	2	28220	32.5		S	1	0
919	3	Daher, Mr	male	22.5	0	0	2698	7.225	(d)	С	1	0
1141	13	Khalil, Mr	female		1	0	2660	14.4542		С	0	1
1283	1	Lines, Mrs	female	51	0	1	PC 17592	39.4	D28	S	1	1
1191	3	Johanssor	male	29	0	0	347467	7.8542		S	0	0

Tabela de confusão

Confusion Matrix	Positive (Actual)	Negative (Actual)
Positive (Prediction)	True Positive - 1	False Positive - 2
Negative (Prediction)	False Negative - 1	True Negative - 1

As classificações da tabela de confusão foram as seguintes:

True Positive = 1; True Negative = 1; False Positive = 2; False Negative = 1;

Para um total de 2 casos corretos, temos então os cálculos das seguintes métricas:

Precision	TP/(TP+FN) = 2/(2+1) = 0.667
Recall	TP/(TP+FP) = 2/(2+1) =
Error Rate	1-accuracy = 1 - 0.4 = 0.6
Accuracy	Casos corretos/Casos totais = $\%$ = 0.4

Análise

As duas árvores são bastante diferentes. Enquanto que a árvore gerada pelo ID3 com base na Impureza de Gini era bastante equilibrada, com altura h = 2, enquanto que a árvore resultante do Ganho de Informação tinha uma altura muito superior, com h = 5, sendo que só um existia um ramo principal.

Quanto aos casos de teste, ambas as árvores devolveram os mesmos resultados. Seriam precisos mais casos para além dos atuais para observar melhor a diferença das previsões das duas árvores.

A nível dos dados de treino, talvez uma melhor distribuição da população pelas diferentes classes teria ajudado a árvore do Ganho de Informação a ficar mais equilibrada. Por exemplo, na última faixa etária só existia um elemento. Isso tornava muito fácil dividir a população por esse critério, mas deixava um número grande de pessoas na população resultante. Da mesma forma, valores muito fora da média para idades e preço do bilhete, criaram splits bastante espaçosos, que não representavam bem as populações que neles ficaram inseridos.

Conclusões

Em comparação ao primeiro projeto prático, este foi bastante mais acessível. Embora trabalhoso, a nível da quantidade de cálculos e organização de dados, não terá sido uma tarefa impossível. Algo que não foi um desafio foi a divisão de tarefas, que foram rapidamente distribuídas com o beneplácito do grupo.

O trabalho foi uma grande oportunidade, tanto a nível da aprendizagem do material de estudo abrangido neste projeto, como também a nível de aplicações que não estariam diretamente relacionadas a estes tópicos (como por exemplo, aprender a utilizar o Google Sheets e um mínimo de javascript para a criação de funções personalizadas).