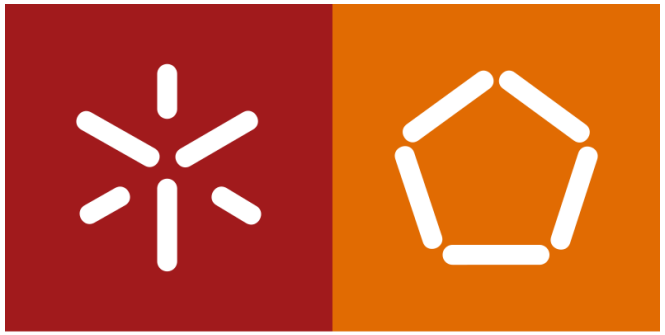


Universidade do Minho
Escola de Engenharia

S istemas de **A** prendizagem e **E** xtração de **C** onhecimento

José Machado

Diana Ferreira

ÁRVORES DE DECISÃO COM O RAPIDMINER

CONTEXTO E PRESPECTIVA

O Ricardo trabalha para uma grande loja retalhista *online*. A sua empresa vai lançar um *eReader* da próxima geração em breve e eles querem maximizar a eficácia do seu *marketing*.

O Ricardo percebeu que algumas pessoas estavam mais ansiosas para adquirir o dispositivo da geração anterior, enquanto outras pareciam contentar-se em esperar para comprar o dispositivo eletrónico mais tarde.

Assim, ele questiona-se sobre o que faz algumas pessoas estarem motivadas a comprar o produto assim que ele sai, enquanto outras estão menos motivadas a adquirir o produto.

CONTEXTO E PRESPECTIVA

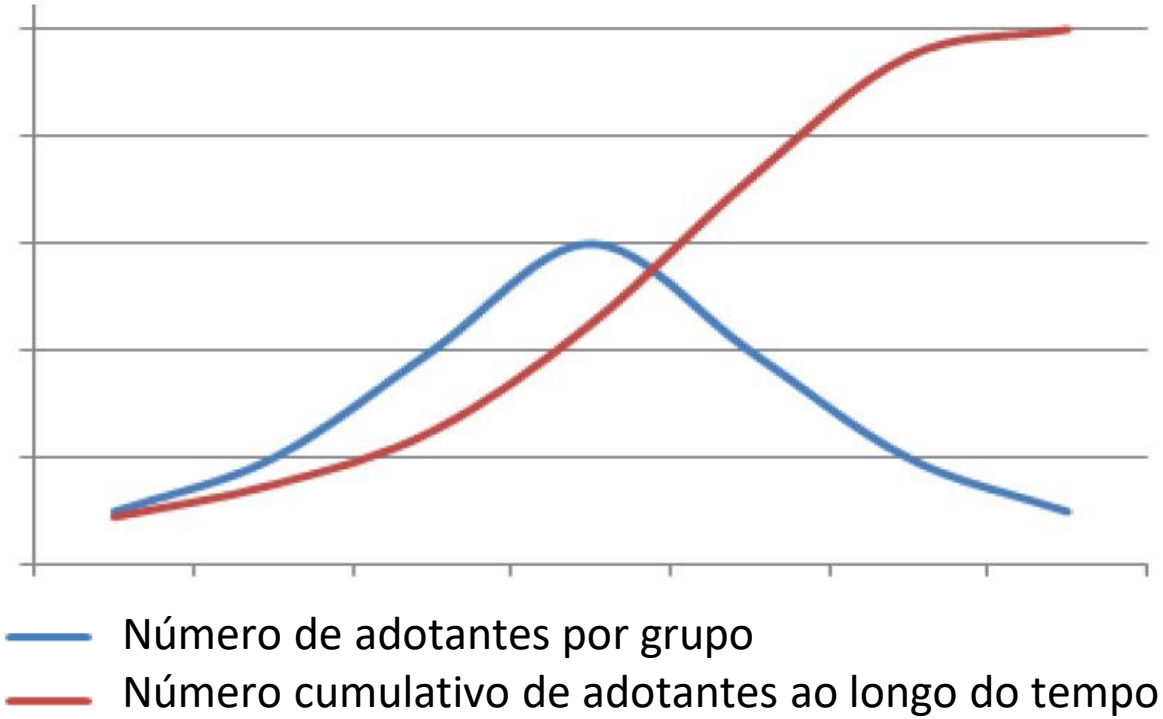
A empresa onde o Ricardo trabalha também vende outros produtos, como livros (em papel e digitais), música e produtos eletrónicos de vários tipos. O Ricardo acredita que, ao extrair os dados dos clientes sobre o comportamento geral do consumidor no *site*, poderá descobrir quais os clientes que comprarão o novo *eReader* mais cedo, quais os que comprarão de seguida e quais os que comprarão mais tarde.

O Data Mining pode ajudar o Ricardo a prever quando um cliente estará pronto a comprar o *eReader* de próxima geração, podendo assim direcionar seu *marketing* para as pessoas mais prontas para responder a anúncios e promoções.

BUSINESS UNDERSTANDING

O Ricardo quer também compreender como os comportamentos dos clientes no *site* da sua empresa poderão indicar o momento da compra do novo *eReader*.

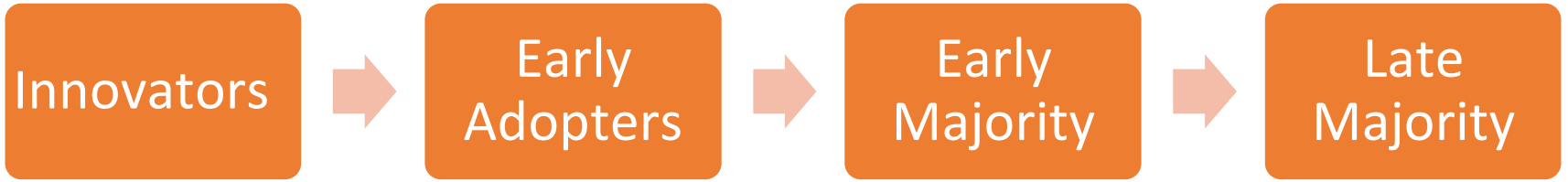
Teoria da Difusão da Inovação (Rogers, 1960s)



A adoção de uma nova tecnologia ou inovação tende a seguir uma curva em forma de 'S' começando com um grupo menor de clientes mais empreendedores e inovadores que adquirem a tecnologia no início, seguido por grupos maiores de adotantes médios (maioria dos adotantes), seguidos por grupos menores de adotantes tardios.

BUSINESS UNDERSTANDING

Seguindo a teoria de Rogers, decidiu-se categorizar os clientes da empresa que eventualmente comprarão o novo *eReader* num dos quatro grupos:



O Ricardo espera que, ao observar a atividade dos clientes no *site* da empresa, seja possível antecipar aproximadamente quando cada pessoa terá maior probabilidade de comprar um *eReader*. O **Data Mining** pode ajudar o Ricardo a descobrir quais atividades são os melhores preditores da categoria na qual cada cliente se enquadra.

DATA UNDERSTANDING

Dataset de Treino

Contém as atividades do *site* dos clientes que compraram o *eReader* da geração anterior da empresa e o momento em que o compraram.

Dataset de Teste

Composto por atributos de clientes atuais que se espera que comprem o novo *eReader*.

O Ricardo espera descobrir em qual categoria cada cliente do *dataset* de teste se encaixará, com base nos perfis e no tempo de compra dos clientes do *dataset* de treino.

DATA UNDERSTANDING

Os *datasets* apresentam os seguintes atributos:

- **User_ID**: um identificador único e numérico atribuído a cada cliente que possui conta no *site* da empresa.
- **Gender**: o sexo do cliente. No *dataset*, é registado um 'M' para homem e 'F' para mulher. O operador Decision Tree pode manipular tipos de dados não numéricos.
- **Age**: a idade do cliente no momento em que os dados foram extraídos da base de dados do *site*.
- **Marital_Status**: o estado civil do cliente. No *dataset*: casado -> M, solteiro -> S
- **Site_Activity**: indicação do quão ativo cada cliente está no site da empresa (raramente, regular ou frequente).

DATA UNDERSTANDING

- **Browsed_Electronics_12Mo**: atributo do tipo Sim / Não, indicando se o cliente pesquisou ou não produtos eletrónicos no *site* da empresa no ano passado.
- **Bought_Electronics_12Mo**: atributo do tipo Sim / Não, indicando se o cliente comprou ou não um item eletrónico no *site* da empresa no ano passado.
- **Bought_Digital_Media_18Mo**: atributo do tipo Sim / Não, indicando se o cliente comprou ou não alguma forma de mídia digital (como música MP3) no último ano e meio. Este atributo não inclui compras de livros digitais.
- **Bought_Digital_Books**: atributo do tipo Sim / Não, indicando se o cliente comprou ou não um livro digital desde sempre e não apenas no ano passado.

DATA UNDERSTANDING

- **Payment_Method:** indica o método como o cliente paga as suas compras. Nos casos em que o cliente efetuou o pagamento através de mais de uma maneira, é utilizado o modo ou método de pagamento mais frequente. Existem quatro opções:
  - Transferência bancária – pagamento via cheque eletrónico ou outra forma de transferência bancária diretamente do banco para a empresa.
  - Conta do *site* – o cliente configurou um cartão de crédito ou uma transferência eletrónica permanente de fundos na sua conta, para que as compras sejam cobradas diretamente na conta no momento da compra.
  - Cartão de crédito - a pessoa insere um número e uma autorização de cartão de crédito cada vez que compra algo no *site*.
  - Faturação mensal - a pessoa faz compras periodicamente e recebe uma fatura em papel ou eletrónica que paga mais tarde enviando um cheque ou através do sistema de pagamento do *site* da empresa.

DATA UNDERSTANDING

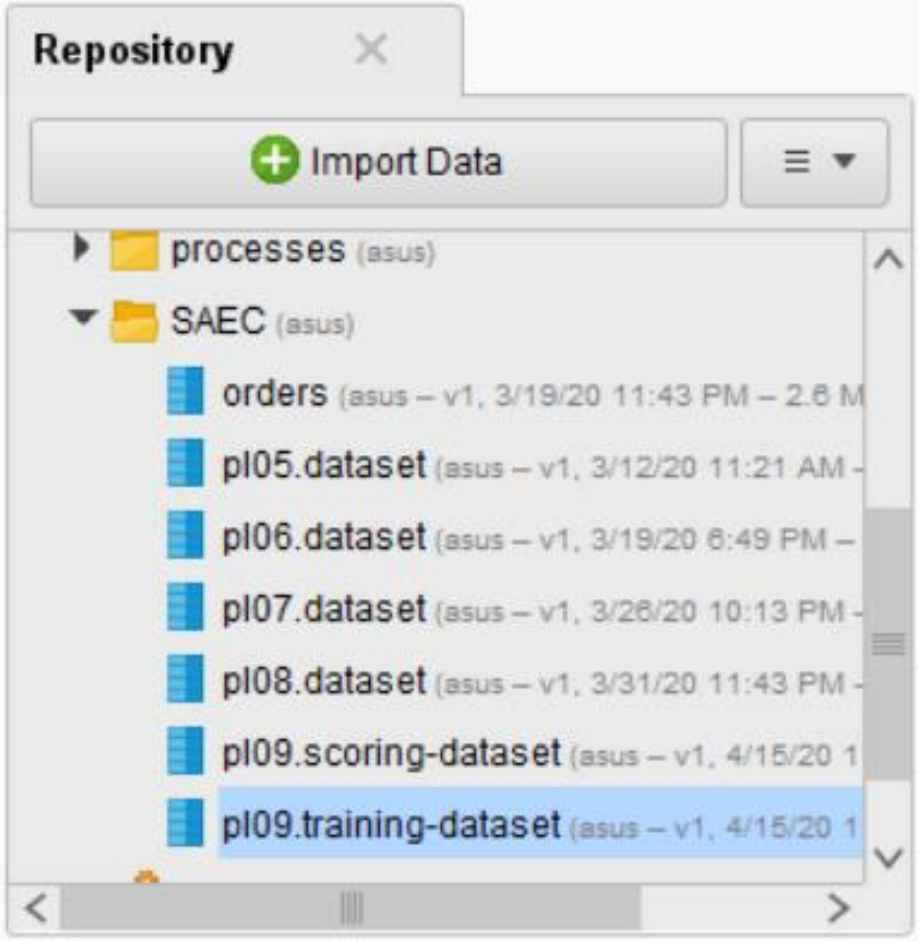
- **eReader_Adoption:** este atributo existe apenas no *dataset* de treino e consiste em dados sobre clientes que compraram o *eReader* da geração anterior. Aqueles que compraram dentro de uma semana após o lançamento do produto são registados neste atributo como "*Innovator*". Aqueles que compraram após a primeira semana, mas dentro da segunda ou terceira semana, são inscritos como "*Early Adopter*". Aqueles que compraram após três semanas, mas nos primeiros dois meses, são "*Early Majority*". Aqueles que compraram após os primeiros dois meses são "Late Majority". Este atributo servirá como a nossa *label* quando aplicarmos os dados de treino aos dados de teste.

DATA PREPARATION

Download do dataset: pl09.training-dataset.csv
pl09.scoring-dataset.csv

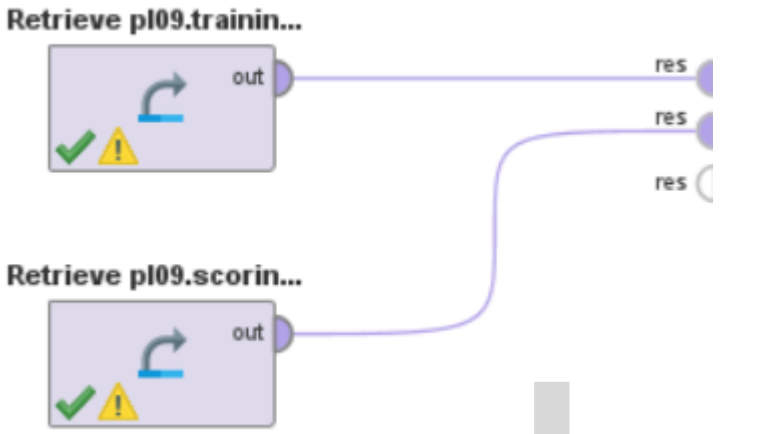
1. Importe o *dataset* para o repositório do RapidMiner (Import Data -> My Computer).

1. Verifique a *view* dos resultados e inspecione os dados CSV importados. Não precisa de se preocupar com os tipos de dados do atributo porque o operador *Decision Tree* consegue manipular todos os tipos de dados.



DATA PREPARATION

3. Ligue ambas as portas *out* às portas *res*, como mostrado na figura abaixo, e depois execute o modelo. Examine os dados e familiarize-se com os atributos apresentados na tabela.



Result History | ExampleSet (Retrieve Scoring) | ExampleSet (Retrieve Training)

Data | Statistics | Visualizations | Annotations

Open in Turbo Prep | Auto Model | Filter (473 / 473 examples): all

User_ID	Gender	Age	Marital_Stat...	Website_Ac...	Browsed_El...	Bought_Elec...	Bo
56031	M	57	S	Regular	Yes	Yes	Ye
25913	F	51	M	Regular	Yes	Yes	No
19396	M	41	M	Seldom	Yes	Yes	Ye
93666	M	66	S	Regular	Yes	Yes	Ye
72282	F	31	S	Seldom	Yes	No	Ye
64466	M	68	M	Regular	Yes	Yes	Ye
76655	F	51	S	Seldom	Yes	No	No
48465	F	36	S	Frequent	Yes	No	Ye
19889	M	29	M	Regular	Yes	Yes	Ye
63570	M	61	M	Frequent	Yes	No	Ye

DATA PREPARATION

Aparentemente não há dados inconsistentes nem *missing values,* contudo ainda há alguma preparação dos dados a fazer.

1º Atributo User_ID

Serve apenas como identificador do cliente no *dataset* e portanto não deve ser incluído no modelo como uma variável independente.

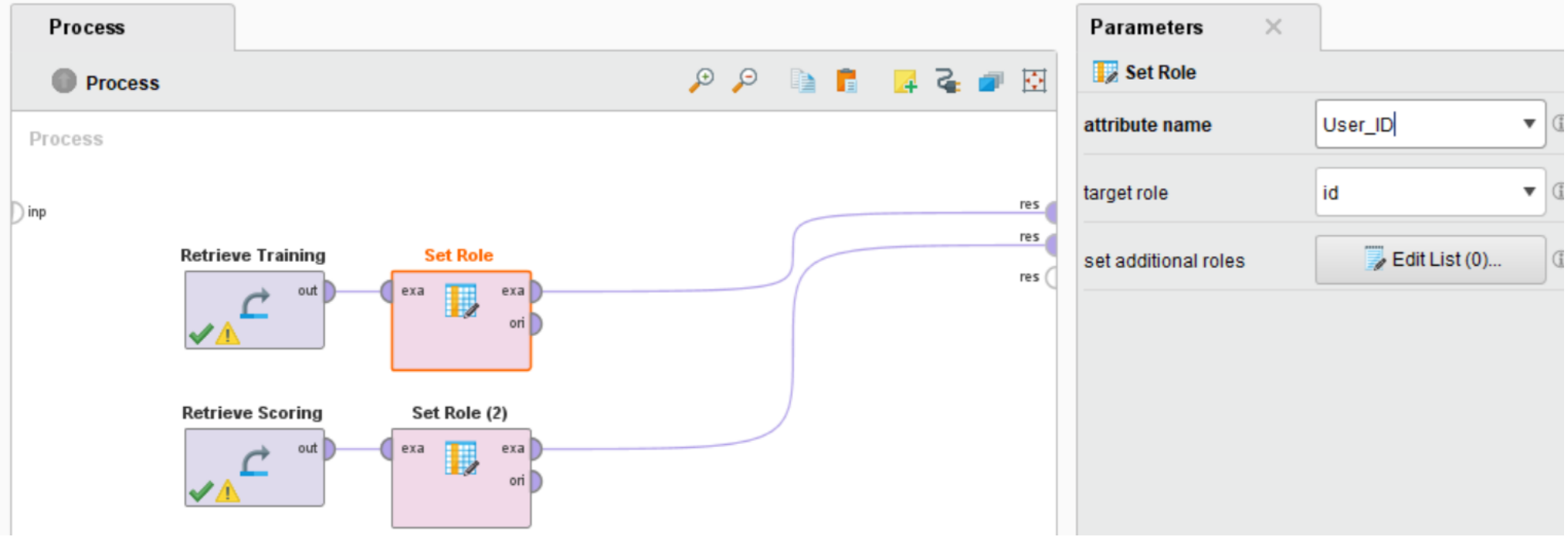
Select Attributes
Remove-se o atributo

OU

Set Role
Nova maneira de lidar com um atributo não preditivo

DATA PREPARATION

4. Localize e adicione dois operadores *Set Role* a cada um dos fluxos (treino e teste). Nos parâmetros do lado direito, defina a função do atributo User_ID como 'id' (para os 2 operadores *Set Role*). Isto faz com que o atributo permaneça no *dataset*, mas que não seja considerado como um preditor para o atributo *label*.

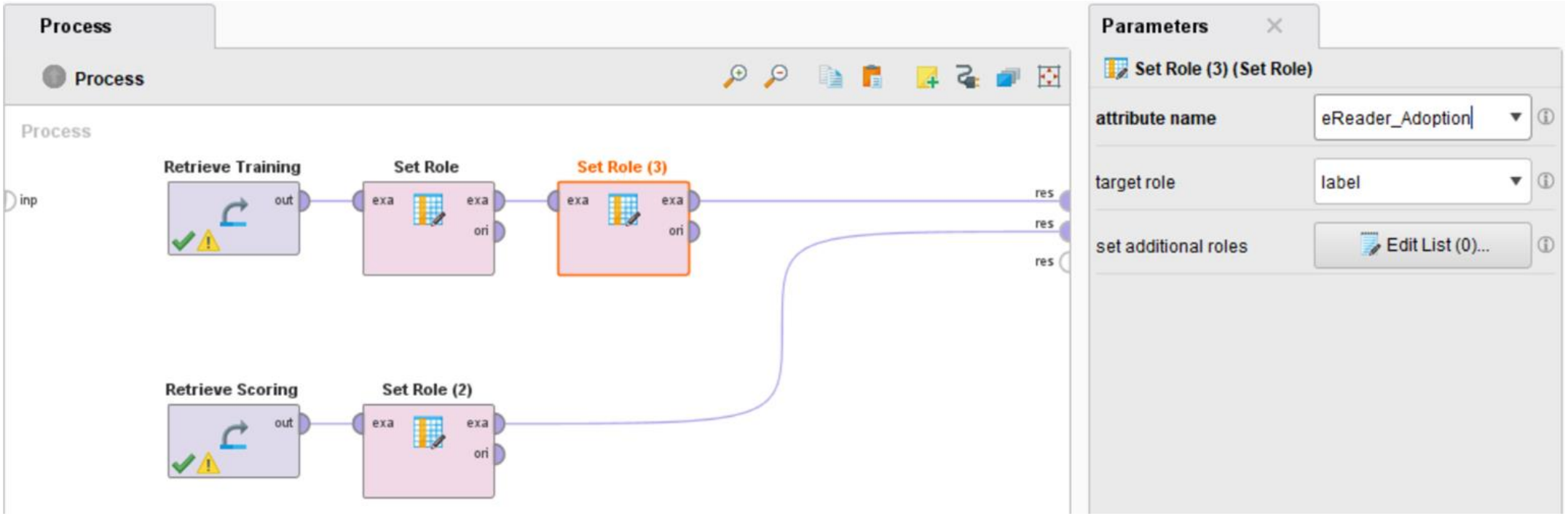


DATA PREPARATION

2º* Atributo *label

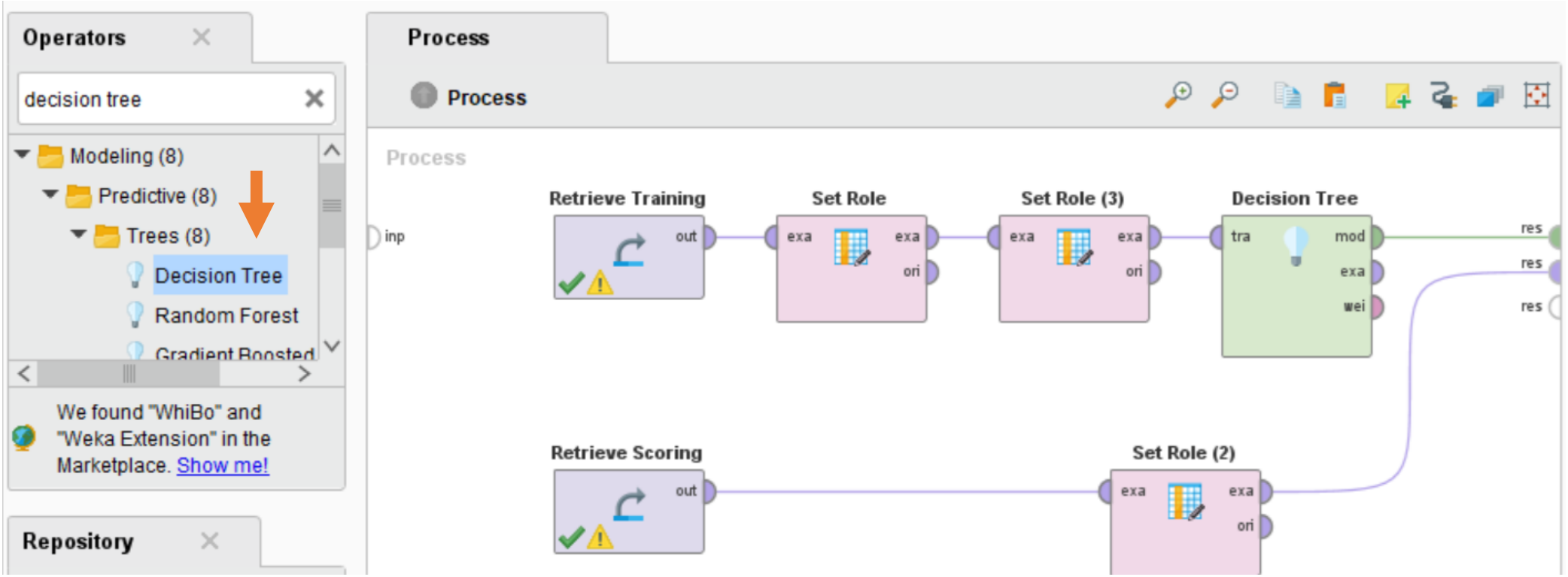
Tal como nos outros modelos preditivos, é necessário definir o atributo label.

5. Adicione um operador *Set Role* ao fluxo de treino e defina o atributo "eReader_Adoption" como 'label'.



DATA PREPARATION

6. Em seguida, pesquise nos Operadores por “Decision Tree”. Selecione o operador básico da Árvore de Decisão e adicione-o ao seu fluxo de treino.



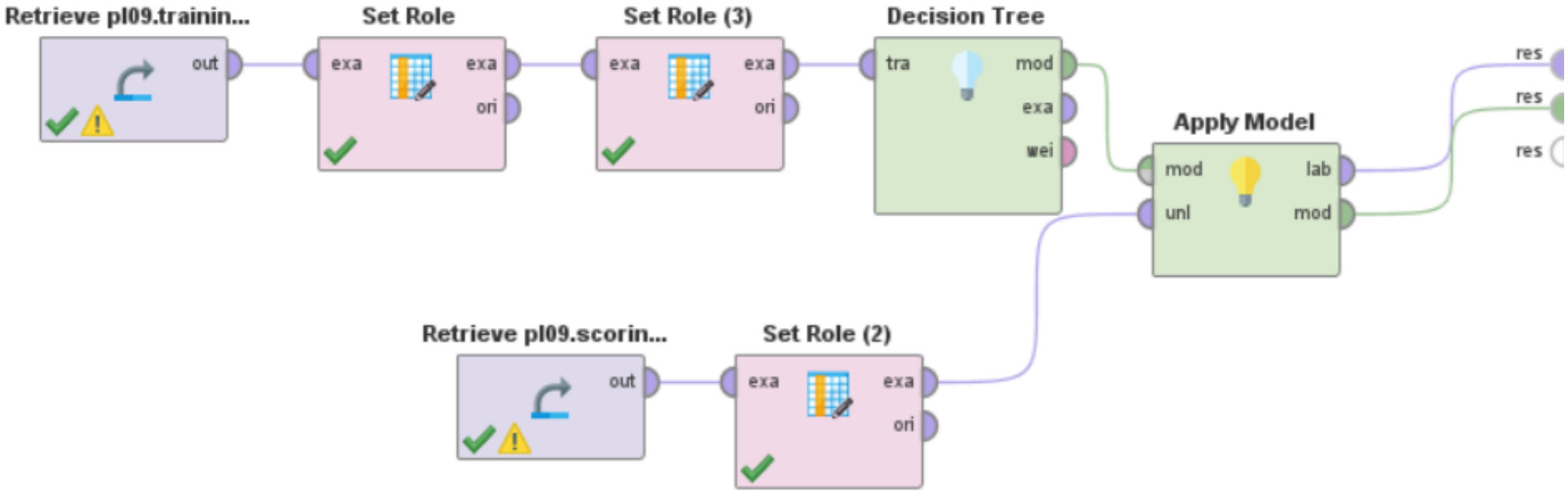
DATA PREPARATION

7. Execute o modelo e mude para o separador *Tree (Decision Tree)* na perspectiva de resultados. Conseguirá ver a nossa árvore preliminar, constituída por **nodos** (retângulos totalmente cinzentos) e **folhas** (retângulos cinzentos com uma linha colorida no fundo).

Os nodos são atributos que servem como bons preditores para o atributo *label*. As folhas são os pontos finais que nos mostram a distribuição de categorias do nosso atributo *label* que seguem o ramo da árvore até o ponto dessa folha.

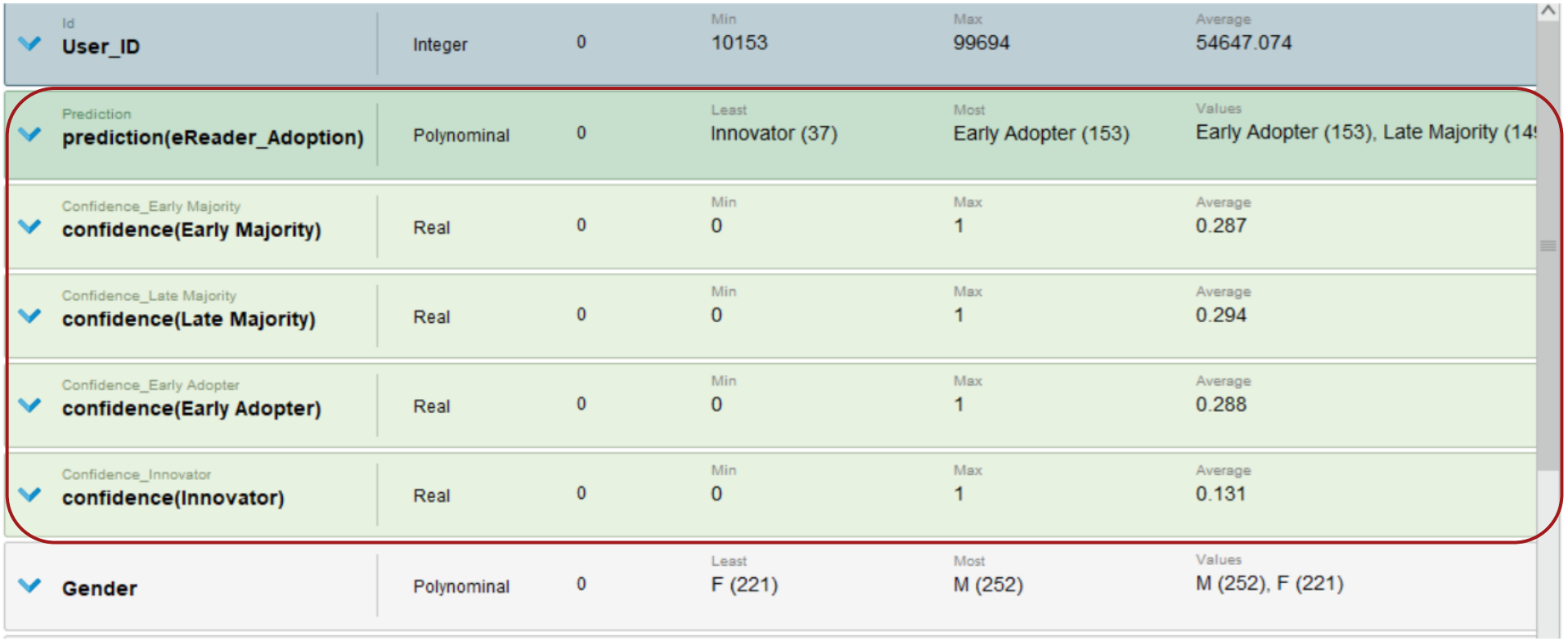
MODELING

1. Mude para a perspectiva de *Design*. No separador Operadores procure o operador 'Apply Model' e arraste-o para a janela do processo, juntando os fluxos de *training* e *scoring*. Certifique-se de que tanto as portas lab como as portas mod estão ligadas às portas res, de modo a gerar os resultados desejados.



MODELING

2. Execute o modelo. Clique no separador ‘ExampleSet’ ao lado do separador ‘Tree’. A árvore criada foi aplicada aos dados de teste. Como resultado, foram criados pelo RapidMiner os atributos de confiança, juntamente com um atributo de previsão.



Id **User_ID**	Integer	0	Min 10153	Max 99694	Average 54647.074
Prediction **prediction(eReader_Adoption)**	Polynominal	0	Least Innovator (37)	Most Early Adopter (153)	Values Early Adopter (153), Late Majority (14
Confidence_Early Majority **confidence(Early Majority)**	Real	0	Min 0	Max 1	Average 0.287
Confidence_Late Majority **confidence(Late Majority)**	Real	0	Min 0	Max 1	Average 0.294
Confidence_Early Adopter **confidence(Early Adopter)**	Real	0	Min 0	Max 1	Average 0.288
Confidence_Innovator **confidence(Innovator)**	Real	0	Min 0	Max 1	Average 0.131
Gender	Polynominal	0	Least F (221)	Most M (252)	Values M (252), F (221)

MODELING

3. Mude para a opção ‘Data View’ onde é apresentada a previsão para o grupo de adopção de cada cliente, juntamente com as percentagens de confiança para cada previsão. Existem quatro atributos de confiança, correspondentes aos quatro valores possíveis no atributo *label* (eReader_Adoption).

Row No.	User_ID	prediction(e...	confidence(...	confidence(...	confidence(...	confidence(l...	Gender	Age	Marital_Stat...	Website_A
1	56031	Early Adopter	0.071	0	0.500	0.429	M	57	S	Regular
2	25913	Early Adopter	0.273	0.045	0.545	0.136	F	51	M	Regular
3	19396	Late Majority	0.061	0.879	0.030	0.030	M	41	M	Seldom
4	93666	Early Majority	1	0	0	0	M	66	S	Regular
5	72282	Late Majority	0.061	0.879	0.030	0.030	F	31	S	Seldom
6	64466	Early Majority	0.750	0.250	0	0	M	68	M	Regular
7	76655	Late Majority	0.065	0.879	0.056	0	F	51	S	Seldom
8	48465	Innovator	0	0.111	0	0.889	F	36	S	Frequent
9	19889	Late Majority	0	0.500	0.500	0	M	29	M	Regular
10	63570	Early Majority	1	0	0	0	M	61	M	Frequent
11	63239	Early Adopter	0.273	0.045	0.545	0.136	M	47	S	Regular
12	67603	Early Majority	0.950	0	0	0.050	F	62	S	Regular

MODELING

Como é que se interpretam estes valores?

As percentagens de confiança somam um total de 100% e medem o quão confiantes estamos de que a previsão se vai tornar realidade. A previsão corresponde à categoria que produziu a maior percentagem de confiança.

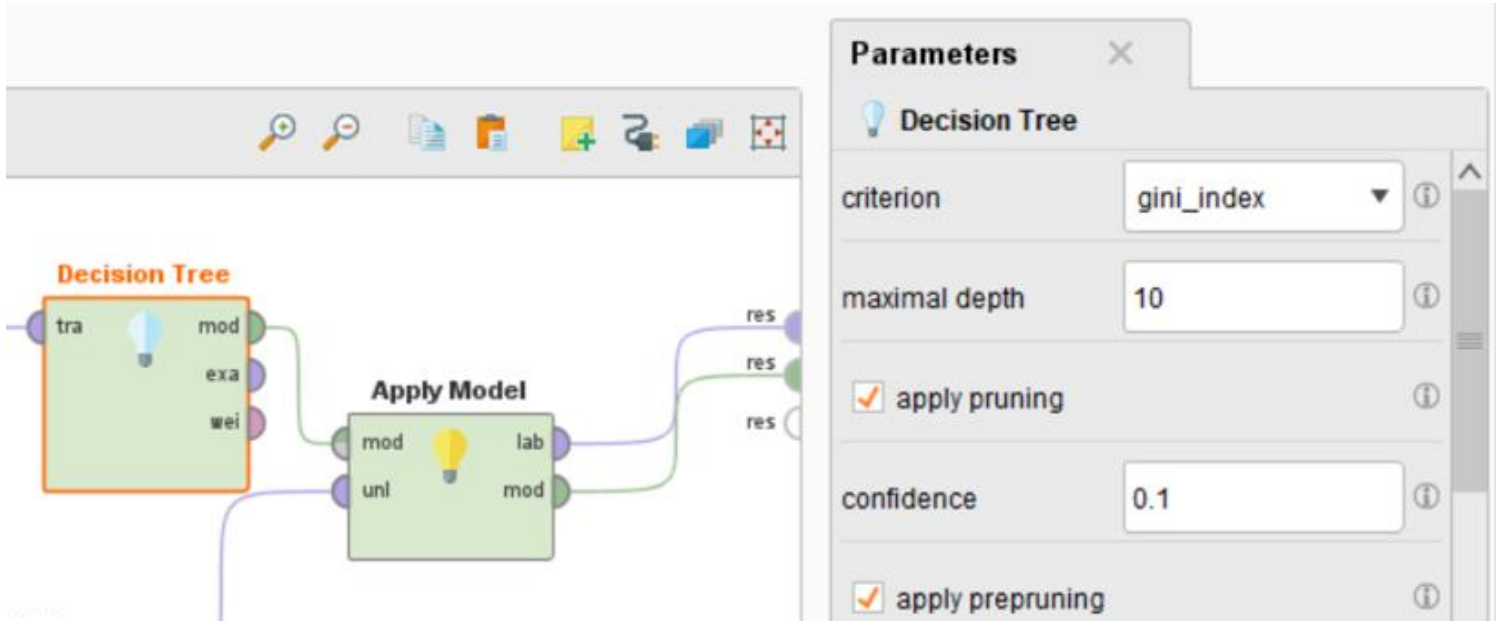
Row No.	User_ID	prediction(eReader_Adoption)	confidence(Early Majority)	confidence(Late Majority)	confidence(Early Adopter)	confidence(Innovator)
5	72282	Late Majority	0.061	0.879	0.030	0.030
6	64466	Early Majority	0.750	0.250	0	0
7	76655	Late Majority	0.065	0.879	0.056	0

O RapidMiner está bastante (mas não 100%) convencido de que a pessoa 64466 (linha 6) vai ser um membro da '*early majority*' (75%). Apesar de alguma incerteza, o RapidMiner está completamente convencido de que esta pessoa não vai ser um '*early adopter*' (0%) nem um membro da '*innovator*' (0%).

MODELING

Lembre-se que o CRISP-DM é cíclico por natureza, e que em algumas técnicas de modelação, especialmente naquelas com dados menos estruturados, algumas tentativa-erro podem revelar padrões mais interessantes nos dados.

4. Volte para a perspectiva de *Design*, clique no operador 'Decision Tree' e altere o parâmetro 'criterion' para 'gini_index'. Guarde o processo com o nome "pl09-classification" e execute o modelo.



EVALUATION

Através da análise dos resultados vemos que a árvore possui ainda mais detalhe ao usar o critério gini_index.

Poderíamos modificar ainda mais a árvore voltando ao sepador de *Design* e alterando o número mínimo de itens para formar um nó (*minimal size for split*) ou o tamanho mínimo para uma folha (*minimal leaf size*).

Mesmo com os valores *default* para esses parâmetros, podemos ver que o algoritmo de Gini por si só é mais sensível do que o algoritmo Gain Ratio na identificação de nós e folhas.

EVALUATION

1. Mude para o separador ‘ExampleSet’ e escolha a opção ‘Data View’. A alteração do algoritmo subjacente à árvore mudou, em alguns casos, a nossa confiança na previsão.

Row No.	User_ID	prediction(e...	confidence(Early Majority)	confidence(Late Majority)	confidence(Early Adopter)	confidence(Innovator)	Gender	Age
1	56031	Early Adopter	0.200	0	0.600	0.200	M	57
2	25913	Early Adopter	0	0	0.875	0.125	F	51
3	19396	Late Majority	0.061	0.879	0.030	0.030	M	41
4	93666	Innovator	0.333	0	0	0.667	M	66
5	72282	Late Majority	0.061	0.879	0.030	0.030	F	31
6	64466	Early Majority	0.750	0.250	0	0	M	68
7	76655	Late Majority	0.333	0.667	0	0	F	51
8	48465	Innovator	0	0.250	0	0.750	F	36
9	19889	Early Majority	0.500	0	0.500	0	M	29
10	63570	Early Majority	1	0	0	0	M	61
11	63239	Early Majority	0.667	0	0.167	0.167	M	47
12	67603	Early Majority	0.917	0	0.042	0.042	F	62

EVALUATION

Tomemos como exemplo o cliente da linha 2 (ID 25913). Segundo o critério *Gain Ratio*, este cliente foi calculado como tendo pelo menos alguma percentagem de probabilidade de aterrar em qualquer uma das quatro categorias de adoptantes. Existia 54,5% de certeza de que ele seria um *early adopter*, mas quase 27,3% de certeza de que ele também poderia vir a ser um membro da *early majority*.

Gain Ratio

Row No.	User_ID	prediction(...	confidence(Early Majority)	confidence(Late Majority)	confidence(Early Adopter)	confidence(Innovator)	Gender	Age
1	56031	Early Adopter	0.071	0	0.500	0.429	M	57
2	25913	Early Adopter	0.273	0.045	0.545	0.136	F	51

Gini Index

Row No.	User_ID	prediction(e...	confidence(Early Majority)	confidence(Late Majority)	confidence(Early Adopter)	confidence(Innovator)	Gender	Age
1	56031	Early Adopter	0.200	0	0.600	0.200	M	57
2	25913	Early Adopter	0	0	0.875	0.125	F	51

O Ricardo terá de decidir durante a fase de implementação a qual das categorias o cliente pertence. Mas talvez usando o critério *Gini Index*, seja possível ajudá-lo a decidir.

EVALUATION

De acordo com o critério *Gini Index*, este cliente tem 87,5% de hipóteses de ser um *early adopter* e apenas 12,5% de ser um *innovator.* Note que as probabilidades de ele se tornar parte da *early majority* e da *late majority* baixaram para zero.

Embora o cliente 25913 possa não estar no topo da lista do Ricardo quando a implementação for lançada, ele provavelmente será posicionado mais alto do que seria se estivesse sob o critério *Gain Ratio*.

Gain Ratio

Row No.	User_ID	prediction(...	confidence(Early Majority)	confidence(Late Majority)	confidence(Early Adopter)	confidence(Innovator)	Gender	Age
1	56031	Early Adopter	0.071	0	0.500	0.429	M	57
2	25913	Early Adopter	0.273	0.045	0.545	0.136	F	51

Gini Index

Row No.	User_ID	prediction(e...	confidence(Early Majority)	confidence(Late Majority)	confidence(Early Adopter)	confidence(Innovator)	Gender	Age
1	56031	Early Adopter	0.200	0	0.600	0.200	M	57
2	25913	Early Adopter	0	0	0.875	0.125	F	51

EVALUATION

Note que, embora o critério *Gini Index* tenha mudado algumas das previsões, não afectou todas. Verifique novamente o ID da pessoa 64466. Não há diferença nas previsões desta pessoa sob qualquer um dos algoritmos. Por vezes o nível de confiança numa previsão através de uma árvore de decisão é tão elevado que um algoritmo subjacente mais sensível não altera em nada os valores dessa previsão.

Gain Ratio

Row No.	User_ID	prediction(eReader_Adoption)	confidence(Early Majority)	confidence(Late Majority)	confidence(Early Adopter)	confidence(Innovator)
6	64466	Early Majority	0.750	0.250	0	0
7	76655	Late Majority	0.065	0.879	0.056	0

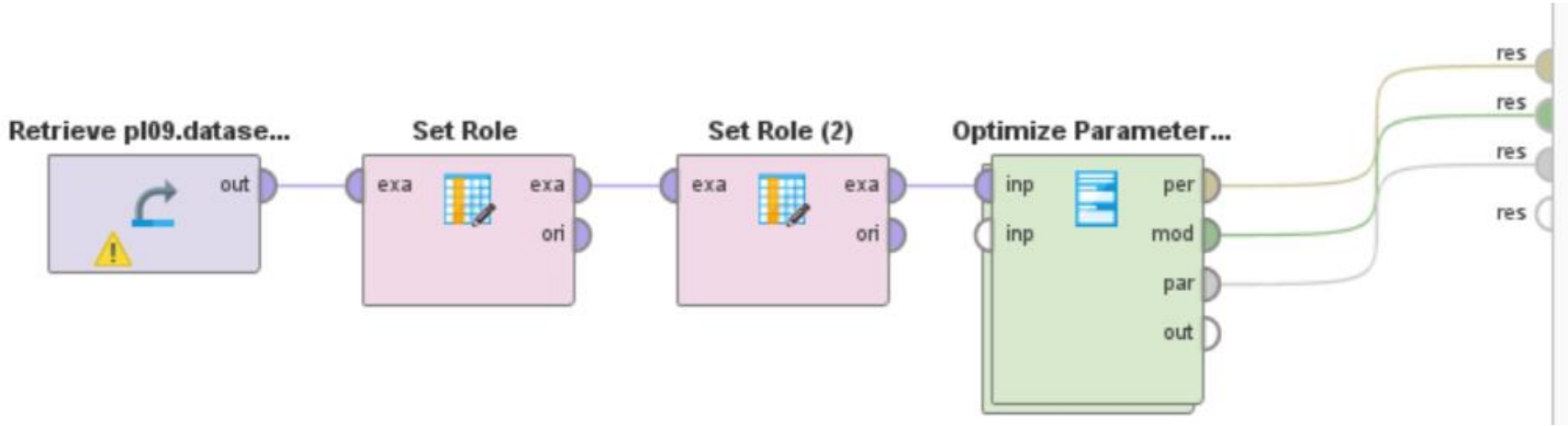
Gini Index

Row No.	User_ID	prediction(e...	confidence(Early Majority)	confidence(Late Majority)	confidence(Early Adopter)	confidence(Innovator)
6	64466	Early Majority	0.750	0.250	0	0
7	76655	Late Majority	0.333	0.667	0	0

EVALUATION

Após esta abordagem inicial é importante perceber que provavelmente os parâmetros que foram definidos no operador *Decision Tree* não são os mais indicados para alcançar o melhor resultado possível. Assim, é importante tentar encontrar os melhores valores que os parâmetros podem ter de forma a maximizar a *performance* do modelo.

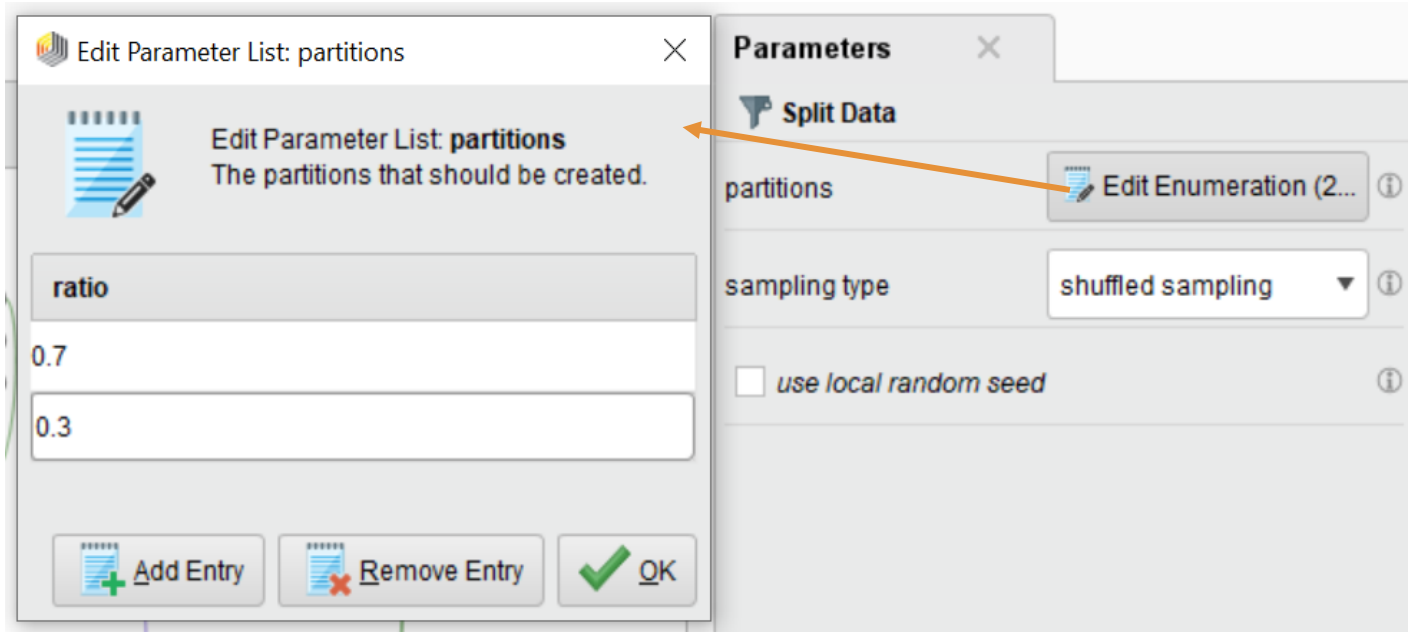
2. Crie um novo processo (*OptimizeParameters*) e arraste o *dataset* de treino para esse processo. Volte a utilizar os dois operadores *Set Role* (um para o ID e um para o atributo *label*), tal como anteriormente. Procure o operador *Optimize Parameters (Grid)* e arraste-o para o processo. Ligue as 3 primeiras portas deste operador às portas *res.*



EVALUATION

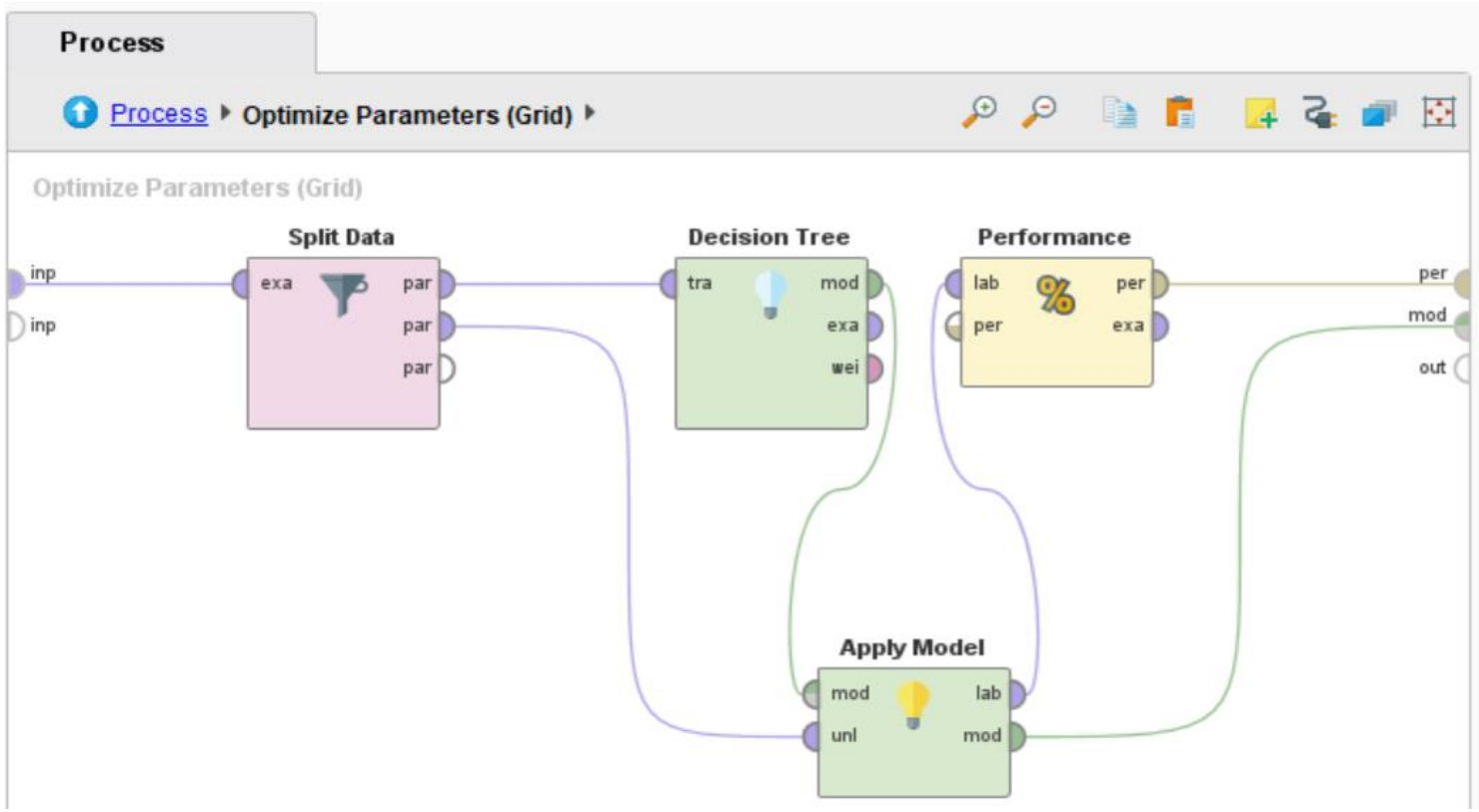
O operador *Optimize Parameters (Grid)* é um operador do tipo *nested*. Ele executa o subprocesso que incorpora para todas as combinações de valores dos parâmetros selecionados e, em seguida, devolve os valores ideais dos parâmetros. Falta agora incorporar o subprocesso que queremos repetir, dentro do nosso operador de otimização, ou seja, a nossa classificação com *Decision Tree.*

3. Clique duas vezes no operador *Optimize Parameters (Grid).* Uma nova janela de subprocesso será aberta. Comece o subprocesso com um operador Split Data, uma vez que para este caso será necessário dividir o *dataset*, para que posteriormente seja possível avaliar a *accuracy* do modelo. Defina os parâmetros tal como na imagem.



EVALUATION

4. De seguida, adicione os operadores *Decision Tree* e *Apply Model* tal como representado na figura. Desta vez, será adicionado um operador *Performance* que irá permitir avaliar estatisticamente a performance do modelo de classificação. Por *default*, esta avaliação será feita através da *accuracy*.



EVALUATION

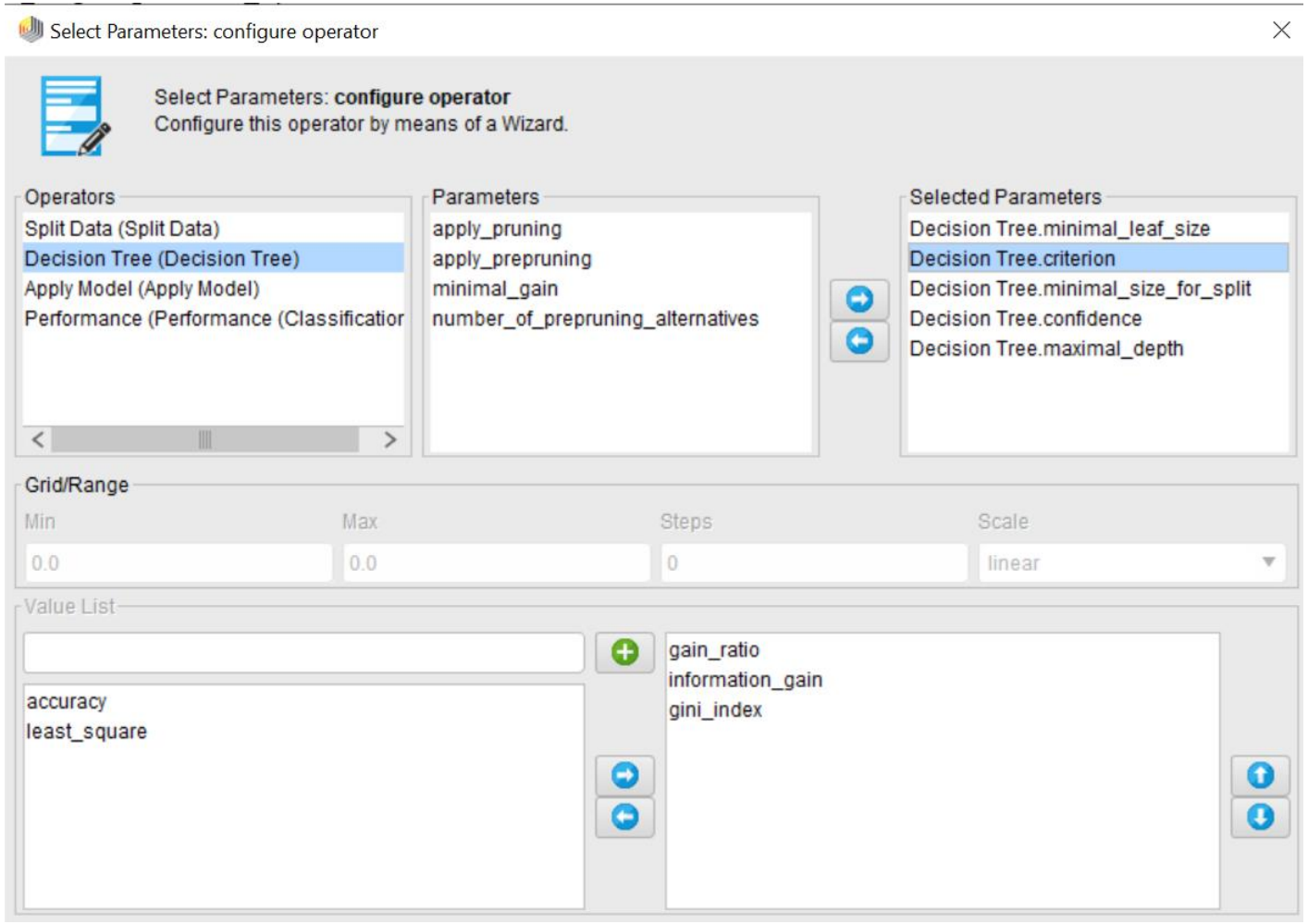
Agora é necessário indicar no operador de optimização quais os parâmetros que queremos optimizar, neste caso, os parâmetros associados à árvore de decisão.

5. Volte para trás clicando em “Process” no barra do processo.

6. Clique uma vez sobre o operador *Optimize Parameters (Grid)* e no painel dos parâmetros, do lado direito, clique em *Edit Parameters Settings.*

EVALUATION

É aberta uma nova janela onde é possível escolher os parâmetros a otimizar. Vamos primeiramente escolher o *Decision Tree* na lista de *Operators* e posteriormente escolher os *Parameters* pretendidos, enviando-os para a lista do lado direito. É importante ter em atenção que relativamente ao parâmetro *criterion* é necessário retirar os valores *accuracy* e *least_square* da lista, pois não se adequam ao nosso modelo.



EVALUATION

7. Finalmente, corra o modelo. Note que quantos mais parâmetros de otimização forem escolhidos, mais lento será a correr. Na janela *Results* verá vários separadores. O separador *ParameterSet* apresenta o melhor resultado (*accuracy*) obtido durante todas as iterações que foram feitas, e quais os valores dos parâmetros utilizados para obter esse resultado. No separador Optimize Parameters são apresentadas as iterações feitas para cada parâmetro.

ParameterSet

```
Parameter set:

Performance:
PerformanceVector [
-----accuracy: 74.40%
ConfusionMatrix:
True:   Early Majority  Late Majority   Early Adopter   Innovator
Early Majority: 59      5       21      5
Late Majority:  3       62      4       2
Early Adopter:  9       1       46      9
Innovator:      1       1       3       19
]
Decision Tree.criterion = gain_ratio
Decision Tree.minimal_size_for_split    = 21
Decision Tree.maximal_depth     = 39
Decision Tree.confidence        = 0.25000005
```

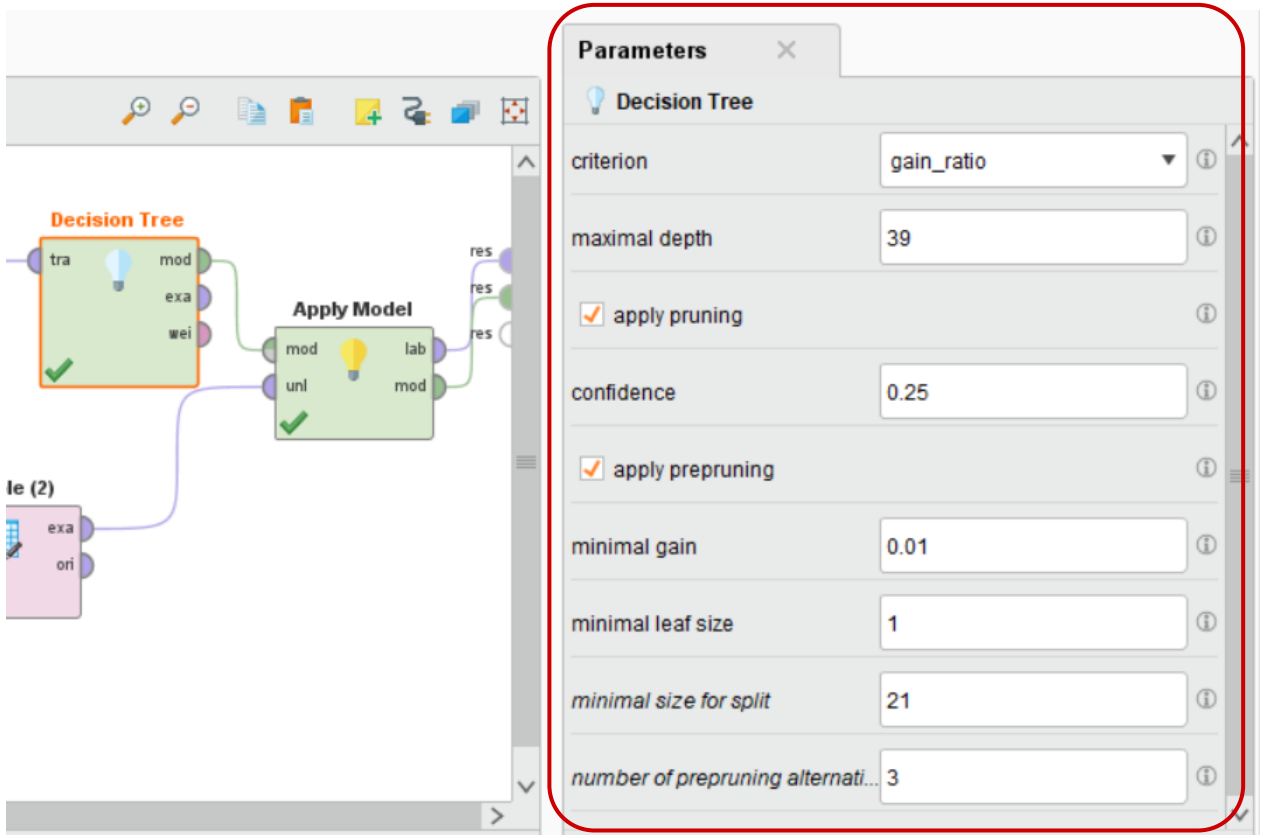
Optimize Parameters (Grid) (3993 rows, 6 columns)

iteration	Decision Tree.criterion	Decision Tree.minimal_size_...	Decision Tree.maximal_...	Decision Tree.confidence	accuracy
1001	information_gain	31	80	0.100	0.700
501	gini_index	11	39	0.050	0.632
1002	gini_index	31	80	0.100	0.632
1	gain_ratio	1	-1	0.000	0.636
502	gain_ratio	21	39	0.050	0.688
1003	gain_ratio	41	80	0.100	0.652
503	information_gain	21	39	0.050	0.664
2	information_gain	1	-1	0.000	0.588
1004	information_gain	41	80	0.100	0.672
504	gini_index	21	39	0.050	0.684
1005	gini_index	41	80	0.100	0.656
505	gain_ratio	31	39	0.050	0.696
1006	gain_ratio	51	80	0.100	0.688
3	gini_index	1	-1	0.000	0.588

EVALUATION

Agora que descobrimos os valores otimizados dos parâmetros do operador *Decision Tree,* podemos voltar ao processo anterior (*pl09-classification*) para tentar obter melhores resultados na classificação do *dataset* de teste.

9. De volta ao processo (*pl09-classification*), substitua os valores dos parâmetros *criterion, minimal_size_for_split, maximal_depth* e *confidence* pelos valores encontrados.



EVALUATION

Row No.	User_ID	prediction(e...	confidence(Early Majority)	confidence(Late Majority)	confidence(Early Adopter)	confidence(Innovator)	Gender	Age
1	56031	Early Adopter	0.200	0	0.600	0.200	M	57
2	25913	Early Adopter	0	0	0.875	0.125	F	51
3	19396	Late Majority	0.061	0.879	0.030	0.030	M	41
4	93666	Innovator	0.333	0	0	0.667	M	66
5	72282	Late Majority	0.061	0.879	0.030	0.030	F	31
6	64466	Early Majority	0.750	0.250	0	0	M	68
7	76655	Late Majority	0.333	0.667	0	0	F	51
8	48465	Innovator	0	0.250	0	0.750	F	36

Row No.	User_ID	prediction(e...	confidence(Early Majority)	confidence(Late Majority)	confidence(Early Adopter)	confidence(Innovator)	Gender	Age
1	56031	Innovator	0	0	0.357	0.643	M	57
2	25913	Early Adopter	0	0	0.800	0.200	F	51
3	19396	Late Majority	0.061	0.879	0.030	0.030	M	41
4	93666	Early Majority	1	0	0	0	M	66
5	72282	Late Majority	0.061	0.879	0.030	0.030	F	31
6	64466	Early Majority	0.815	0.111	0	0.074	M	68
7	76655	Late Majority	0.063	0.874	0.049	0.014	F	51
8	48465	Innovator	0	0.111	0	0.889	F	36

EVALUATION

Com a actualização dos valores dos parâmetros da árvore de decisão de acordo com os dados encontrados, verificou-se, como seria de esperar, um aumento na confiança das previsões efetuadas pela árvore.

Isto vai de encontro à lógica existente por detrás da metodologia CRISP-DM que defende que o processo de *Data Mining* é cíclico, sendo possível voltar atrás as vezes que forem necessárias para refazer e reajustar o modelo final de forma a obter resultados satisfatórios.

Com estes resultados, o Ricardo possui agora as informações e conhecimento necessários para atingir os seus objetivos.

DEPLOYMENT

O objetivo do Ricardo é descobrir quais os clientes que se espera que comprem o novo *eReader* e em que prazo, com base no último lançamento de leitor digital da empresa.

A árvore de decisão permitiu-lhe prever isso e determinar até que ponto as previsões são fiáveis. O Ricardo foi também capaz de determinar quais os atributos que têm maior poder preditivo na adopção do *eReader*.

Mas como é que o Ricardo pode utilizar este novo conhecimento encontrado?

A resposta mais simples e directa é que ele tem agora uma lista de clientes e os seus prováveis prazos de adopção para o novo *eReader*. Estes clientes são identificáveis pelo User_ID, através do qual o Ricardo pode iniciar um processo de *marketing* alvo que seja oportuno e relevante para cada indivíduo.

DEPLOYMENT

Aqueles que têm maior probabilidade de comprar o produto no início (***early adopter***) podem ser contactados e encorajados a comprar assim que o novo produto sair e podem até querer a opção de pré-encomendar o novo dispositivo.

Aqueles que são menos prováveis (***early majority***) podem precisar de alguma persuasão, talvez uma oferta ou um desconto noutro produto com a compra do novo *eReader*.

Os menos prováveis (***late majority***), podem ser alvo de *marketing* de forma passiva, ou talvez não o sejam de todo, se os orçamentos de *marketing* forem apertados e o dinheiro tiver de ser gasto a incentivar os clientes mais prováveis a comprar.

Por outro lado, talvez seja necessário muito pouco *marketing* para os ***innovators***, uma vez que se prevê que estes sejam os mais propensos a comprar o *eReader* em primeiro lugar.

DEPLOYMENT

O Ricardo tem agora uma árvore que lhe mostra quais os atributos mais importantes para determinar a probabilidade de compra para cada grupo.

As novas campanhas de *marketing* podem então utilizar esta informação para se focarem no aumento do nível de actividade no *site*, ou na associação de produtos electrónicos que estão em desconto no *site* da empresa com os *eReaders*.

Este tipo de promoções intercategóricas podem ser ainda mais aperfeiçoadas para atrair compradores de um sexo específico ou de uma determinada faixa etária.

Com esta análise de Data Mining, o Ricardo possui agora conhecimentos novos e ricos que o vão ajudar a promover o *eReader* de próxima geração.

RESUMO

As **árvores de decisão** são excelentes modelos de **previsão** quando o atributo alvo é de **natureza categórica** e quando o conjunto de dados é de **tipos mistos**.

As árvores de decisão apresentam a vantagem de lidar de forma eficaz com **atributos que têm valores em falta ou que são inconsistentes** que não são tratados - as árvores de decisão funcionam em torno desses dados e geram resultados úteis.

As árvores de decisão são constituídas por **nós** e **folhas,** representando os **melhores atributos de previsão** num conjunto de dados. Estes nós e folhas conduzem a percentagens de confiança baseadas nos atributos do conjunto de dados de treino (*training*), podendo depois ser aplicadas a dados de teste estruturados de forma semelhante, de modo a gerar previsões para as observações de teste (*scoring*).

As árvores de decisão dizem-nos **qual é a previsão**, **quão confiantes podemos estar na previsão** e **como chegámos à previsão**. A parte "como chegámos" é mostrada numa representação gráfica da árvore.