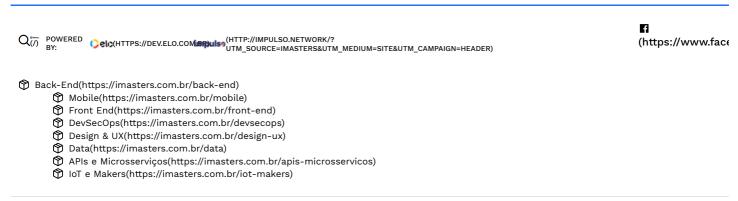
Fórum iMasters (https://forum.imasters.com.br/) Certificações (http://certificacao.imasters.com.br)

we are developers



PATROCINADORES:

BACK-END















23 NOV. 2016

Prevendo evasão (churning) usando scikit-learn

(https://www.facebook.com/sharer? u=https://imasters.com.br/back-end/prevendo-evasao churning-usando-scikit-learn)

(https://twitter.com/share? url=https://imasters.com.br/back-end/prevendo-evasao-churning-usando-scikit-learn)

in (https://www.linkedin.com/shareArticle? url=https://imasters.com.br/back-end/prevendo-evasaochurning-usando-scikit-learn)

COMPARTILHE!

LUIZ FELIPE MENDES (HTTPS://IMASTERS.COM.BR/PERFIL/LUIZFELIP Tem 2 artigos publicados com 1012 visualizações desde 2016

PUBLICIDADE



LUIZ FELIPE MENDES (HTTPS://IMASTERS.COM.BR/PERFIL/LUIZFELIPEMENDES)

2 0

É Data Scientist e co-founder da Hekima, empresa de Big Data e Inteligência Artificial. Formado em Ciência da Computação pela UFMG, trabalha com aprendizado de máquina e análise de dados. Cinéfilo em construção e grande apreciador de sushis. Não confia em quem não gosta de cachorros.

LEIA MAIS (HTTPS://IMASTERS.COM.BR/PERFIL/LUIZFELIPEMENDES)

23 NOV. 2016

Prevendo evasão (churning) usando scikit-learn (https://imasters.com.br/back-end/prevendo-evasao-churning-usando-scikit-learn)

U lá a todos novamente!

Hoje farei uma introdução à biblioteca scikit-learn (http://scikit-learn.org/stable/) de Python. Se você procurar no Google "machine learning library", imagino que esse vai ser o primeiro resultado. E não é a toa, o scikit é fácil de usar, extramamente completo e possui muito material na internet.

Para exemplificar os principais pontos da biblioteca, faremos uma análise de evasão (churning).

Mas, "Senhor Mendes", o que é churning?

Churning

A palavra churning em inglês possui vários significados: agitar leite em uma máquina para produzir manteiga e mover algo com muita força são algumas delas.

Mas a definição que queremos hoje é a de evasão – no caso, evasão de clientes. É bem simples: uma empresa tem (normalmente) muitos consumidores; por algum motivo, alguns deles querem abandonar a marca e/ou parar de utilizar o produto. Esses clientes estão evadindo, o que normalmente gera uma diminuição no lucro da empresa (e ninguém gosta de perder dinheiro, não é mesmo?).

G Suite P Entre em Anúncio U: do Gmail, I gsuite.google.

O objetivo de uma análise de evasão é tentar entender os motivos dessa saída do cliente. Falamos um pouco sobre isso no artigo sobre análise de sobrevivência (https://imasters.com.br/desenvolvimento/analise-de-dados-desenvolvimento/vamos-falar-sobre-analise-de-sobrevivencia-survival-analysis/).

Hoje tentaremos prever quais clientes abandonarão a empresa/produto. Tendo essas informações em mãos, a empresa poderia entrar em contato com esses clientes de forma proativa, oferecendo um novo plano ou um BB-8 de controle remoto (http://store.sphero.com/products/bb-8-by-sphero) (quem não quer um BB-8 de controle remoto?).

Hora de programar



(https://imasters.com.br/?attachment_id=108261)

Dados: Vamos utilizar uma base de dados de churning comum na internet (você pode baixar o <u>CSV</u> (https://s3.amazonaws.com/zahpee-public/churn.csv)).

Novamente, estou utilizando o <u>Jupyter Notebook (https://ipython.org/notebook.html</u>) (antigo IPython Notebook) para escrever o artigo e fazer toda a programação. Você pode baixar o arquivo aqui (https://s3.amazonaws.com/zahpee-public/Churning+-+Parte+1.ipynb) e rodar em seu computador.

<code class="language-python" data-lang="python">df_churn.head</code>

	State	Account Length	Area Code	Phone	Int'l Plan	VMail Plan	VMail Message	Day Mins	Day Calls	Day Charge		Eve Calls	Eve Charge	Nig
0	KS	128	415	382-4657	no	yes	25	265.1	110	45.07	•••	99	16.78	24
1	ОН	107	415	371-7191	no	yes	26	161.6	123	27.47		103	16.62	25
2	NJ	137	415	358-1921	no	no	0	243.4	114	41.38		110	10.30	16
3	ОН	84	408	375-9999	yes	no	0	299.4	71	50.90		88	5.26	19
4	ОК	75	415	330-6626	yes	no	0	166.7	113	28.34		122	12.61	18

Kettlebell Emborracha

R\$ 499,99 R\$ 1.299

Netshoes

Utilizamos no código acima a biblioteca pandas (http://pandas.pydata.org/), lemos o CSV e passamos para um dataframe.

Pré-processamento dos dados

1 | [0 0 0 ..., 0 0 0]

Antes de trabalhar com essa matriz, vamos limpar dados redundantes e não discriminantes.

Os campos de "Phone" e "Area Code" podem ser removidos da matriz.

```
1 | df_churn.drop(['Area Code','Phone'], axis=1, inplace=True)
```

Agora, vamos separar a resposta em um vetor. Além disso, vamos transformar o "True" para 1 e o "False" para 0.

Depois disso, vamos remover a resposta do dataframe com os dados e visualizar o vetor de resposta e a tabela resultante. Essa separação é necessária para se adequar a interface dos modelos de predição do Scikit.

```
# adiciona uma nova coluna chamada "Churn" com valores booleanos
    df_churn['Churn'] = df_churn['Churn?'] == 'True.'
2
3
    \# Vamos criar um vetor de resposta y trasnformando os booleanos em \emptyset e 1
4
5
    y = df_churn['Churn'].as_matrix().astype(np.int)
6
    # agora vamos remover as colunas Churn e Churn? de nosso dataframe
7
8
    df_churn.drop(['Churn','Churn?'], axis=1, inplace=True)
    # Vamos ver como estão nosso dados
10
    print str(y) # deve ser composto de 0s e 1s
11
12
    df_churn.head()
```

StateAccount LengthInt'l PlanVMail PlanVMail MessageDay MinsDay CallsDay ChargeEve MinsEve CallsEve ChargeNight MinsNight Call

0	KS	128	no	yes	25	265.1	110	45.07	197.4	99	16.78	244.7	91
1	НО	107	no	yes	26	161.6	123	27.47	195.5	103	16.62	254.4	103
2	NJ	137	no	no	0	243.4	114	41.38	121.2	110	10.30	162.6	104
3	ОН	84	yes	no	0	299.4	71	50.90	61.9	88	5.26	196.9	89
4	ОК	75	yes	no	0	166.7	113	28.34	148.3	122	12.61	186.9	121

A biblioteca do scikit trabalha exclusivamente com atributos numéricos. Logo, é necessário transformar labels" e campos *booleanos em números. No caso, vamos repetir o processo do campo "Churn" para "Int'l Plan" e "VMail Plan" e transformar "yes" em 1 e "no" em 0.

```
1    yes_or_no = ["Int'l Plan","VMail Plan"]
2    df_churn[yes_or_no] = df_churn[yes_or_no] == 'yes'
3    df_churn[yes_or_no] = df_churn[yes_or_no].astype(np.int)
4    df_churn.head()
```

StateAccount LengthInt'l PlanVMail PlanVMail MessageDay MinsDay CallsDay ChargeEve MinsEve CallsEve ChargeNight MinsNight Call

								, ,					
0	KS	128	0	1	25	265.1	110	45.07	197.4	99	16.78	244.7	91
1	ОН	107	0	1	26	161.6	123	27.47	195.5	103	16.62	254.4	103
2	NJ	137	0	0	0	243.4	114	41.38	121.2	110	10.30	162.6	104
3	ОН	84	1	0	0	299.4	71	50.90	61.9	88	5.26	196.9	89
4	ОК	75	1	0	0	166.7	113	28.34	148.3	122	12.61	186.9	121
4													

Agora, vamos lidar com o campo "State". Ele possui valores em formato de string que transformaremos em números. Para isso podemos usar o <u>LabelEnconder (http://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.preprocessing.LabelEncoder.html</u>) da biblioteca sklearn.

```
1
    from sklearn import preprocessing
2
    # primeiro vamos criar um label encoder
3
    le state = preprocessing.LabelEncoder()
4
5
    #agora vamos passar a coluna State
6
    le_state.fit(df_churn['State'])
7
8
    print 'Labels'
9
    print str(list(le_state.classes_))
10
11
12
    df_churn['State'] = le_state.transform(df_churn['State'])
13
    #podemos também sair do valor numerico e chegar na label
14
    print '\nNúmero para label'
15
16
    print(list(le_state.inverse_transform([16, 35, 31])))
17
    df churn.head()
18
1
    ['AK', 'AL', 'AR', 'AZ', 'CA', 'CO', 'CT', 'DC', 'DE', 'FL', 'GA', 'HI', 'IA', 'ID', 'IL', 'IN', 'KS', 'KY', 'LA', 'MA', 'MD',
2
3
    Número para label
    ['KS', 'OH', 'NJ']
5
```

StateAccount LengthInt'l PlanVMail PlanVMail MessageDay MinsDay CallsDay ChargeEve MinsEve CallsEve ChargeNight MinsNight Call

	otate	Account Length	mic c i tan	Viviant i tan	viviant incessage	Day Willis	Day Calls	Day Offarge	LVC WIII13	LVC Oatto	Lvc Onaige	IVIGITE WITTS	IVIGITE Oatt
0	16	128	0	1	25	265.1	110	45.07	197.4	99	16.78	244.7	91
1	35	107	0	1	26	161.6	123	27.47	195.5	103	16.62	254.4	103
2	31	137	0	0	0	243.4	114	41.38	121.2	110	10.30	162.6	104
3	35	84	1	0	0	299.4	71	50.90	61.9	88	5.26	196.9	89
4	36	75	1	0	0	166.7	113	28.34	148.3	122	12.61	186.9	121

Vamos, então, dar uma olhada em como os valores dessa tabela se comportam?

2 Clássicos por R\$14

McDonald's



Primeiro, veremos a média, mediana, variância e o desvio padrão de alguns campos.

```
1 |
    # Primeiro vamos pegar os nomes das colunas
    col_names = ['Account Length','Day Mins','Day Calls','Day Charge','Intl Calls', 'CustServ Calls']
2
3
    # Agora vamos mostrar a média
4
    for name in col_names:
5
        print name
6
        print 'Média:' + str(df_churn[name].mean())
7
        print 'Mediana:' + str(df_churn[name].median())
8
        print 'Variância:' + str(df_churn[name].var())
9
10
        print 'Desvio Padrão:' + str(df_churn[name].std())
        print '\n'
11
    Account Length
1
    Média:101.064806481
2
    Mediana:101.0
3
    Variância:1585.80012059
4
    Desvio Padrão:39.8221059286
5
6
7
    Day Mins
8
    Média:179.77509751
9
10
    Mediana:179.4
    Variância:2966.69648652
11
    Desvio Padrão:54.4673892024
12
13
14
    Day Calls
15
16
    Média:100.435643564
    Mediana:101.0
17
    Variância:402.76814092
18
    Desvio Padrão:20.0690842073
19
20
21
    Day Charge
22
    Média:30.5623072307
23
    Mediana:30.5
24
    Variância:85.7371282585
25
    Desvio Padrão:9.25943455393
26
27
28
    Intl Calls
29
    Média:4.47944794479
30
    Mediana:4.0
31
    Variância:6.05757568554
32
    Desvio Padrão: 2.46121427055
33
34
35
    CustServ Calls
36
    Média:1.56285628563
37
    Mediana:1.0
38
    Variância:1.73051668912
39
    Desvio Padrão:1.31549104487
```

E analisaremos um pouco as entradas booleanas.

```
bool_fields = ['Int\'l Plan','VMail Plan']
1
2
3
    # Agora vamos mostrar a somatoria
    print 'Total de usuários: ' + str(len(df_churn['VMail Plan']))
4
5
    print '\n'
   for name in bool_fields:
6
7
       print name
        print 'Soma: ' + str(df_churn[name].sum())
8
        print 'Percentual: ' + str(df_churn[name].sum()/len(df_churn[name]))
9
10
    Total de usuários: 3333
1
2
3
    Int'l Plan
4
    Soma: 323
5
6
    Percentual: 0.0969096909691
7
8
    VMail Plan
9
10
    Soma: 922
    Percentual: 0.276627662766
11
```

Vamos olhar outro dado importante: quantos casos de churning temos nesses 3333 usuários.

```
print('Número total de usuários: {}'.format(y.shape[0]))
print('Quantidade de churn: {}'.format(y.sum()))
print('Percentual de churn: {}'.format(y.sum()/y.shape[0]))

Número total de usuários: 3333
Quantidade de churn: 483
Percentual de churn: 0.144914491449
```

Temos, então, 14.4% de casos de churning dentro dos nossos 3333 usuários observados, o que mostra um desbalanceamento de classes.

O próximo passo no tratamento/processamento da entrada é normalizar os seus valores entre aproximadamente -1.0 e 1.0. Para isso, utilizaremos o StandardScaler (http://scikit-

learn. org/stable/modules/generated/sklearn. preprocessing. Standard Scaler. html #sklearn. preprocessing. Standard Scaler). The standard Scaler is the standa

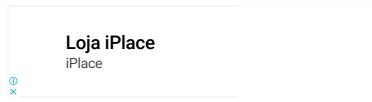
```
1
    from sklearn.preprocessing import StandardScaler
    scaler = StandardScaler()
2
3
4
    print 'X antes de dimensionar\n'
5
    print str(df_churn.head())
6
7
    X = scaler.fit_transform(df_churn)
8
    print '\nValores depois do StandardScaler\n'
9
10
    print str(X)
```

```
1
   X antes de dimensionar
2
     State Account Length Int'l Plan VMail Plan VMail Message Day Mins \
3
              128
                          0
                                1
                                                 25
   0
       16
4
                  107
                                                     161.6
                             a
                                                 26
5
   1
       35
                                      1
   2
       31
                  137
                             0
                                      0
                                                  0 243.4
6
7
       35
                   84
                             1
                                                      299.4
                   75
                             1
                                                       166.7
       36
8
9
     Day Calls Day Charge Eve Mins Eve Calls Eve Charge Night Mins \
10
   0
          110
                 45.07
                       197.4
                               99
                                          16.78
11
          123
                 27.47
                        195.5
                                  103
                                          16.62
                                                   254.4
12
   1
         114
                 41.38 121.2
                                 110
                                          10.30
                                                   162.6
13
         71
                                  88
                                          5.26
                 50.90
                        61.9
                                                   196.9
14
                 28.34 148.3
                                          12.61
                                                   186.9
         113
                                  122
15
16
17
     Night Calls Night Charge Intl Mins Intl Calls Intl Charge \
   0
                  11.01
                          10.0
18
                            13.7
           103
                   11.45
                                        3
                                                3.70
   1
19
          104
                    7.32
                            12.2
                                       5
   2
                                               3.29
20
           89
                    8.86 6.6
                                       7
                                                1.78
21
                    8.41
                            10.1
          121
                                       3
                                                2.73
22
23
     CustServ Calls
24
25
   1
               1
26
27
               2
28
29
30
31
   Valores depois do StandardScaler
32
   33
    -0.42793202]
34
   35
    -0.42793202]
36
   [ 0.33331299  0.9025285  -0.32758048 ...,  0.21153386  0.69715637
37
    -1.1882185 ]
38
39
    . . . .
   [ 0.87302621 -1.83505538 -0.32758048 ..., 0.61789834 1.3871231
40
41
    0.332354457
   [-1.35329082 2.08295458 3.05268496 ..., 2.24335625 -1.87695028
42
     0.33235445]
43
   [ 1.07541867 -0.67974475 -0.32758048 ..., -0.19483061 1.2411686
44
    -1.1882185 ]]
```

Avaliando o modelo (matriz de confusão e métricas de sucesso)

Agora vamos definir nossa função para avaliar o modelo com um <u>cross-validation (https://en.wikipedia.org/wiki/Cross-validation_(statistics)</u>). Nesse caso, vou utilizar o StratifiedKFold (http://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.cross_validation.StratifiedKFold.html), já que existe um desbalanceamento de classes.

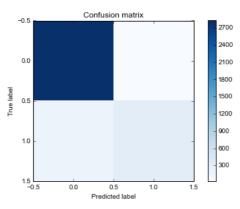
O StratifiedKFold mantém o percentual de cada classe nos folds gerados, impedindo que tenhamos pouquíssimos ou nenhum caso de evasão em algum dos folds.



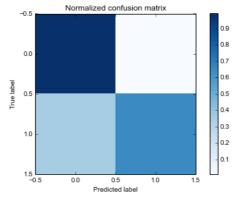
Além disso, vamos criar uma função que desenha a matriz de confusão (https://en.wikipedia.org/wiki/Confusion_matrix).

```
1 | from sklearn import cross_validation
2
    # função que realiza a divisão de folds e retorna o y previsto
3
    def stratified_cv(X, y, clf_class, shuffle=True, n_folds=10, **kwargs):
4
        stratified\_k\_fold = cross\_validation.StratifiedKFold(y, n\_folds=n\_folds, shuffle=shuffle, random\_state=12)
5
        y_pred = y.copy()
6
        for ii, jj in stratified_k_fold:
7
           X_train, X_test = X[ii], X[jj]
8
            y_train = y[ii]
9
            clf = clf_class(**kwargs)
10
            clf.fit(X_train,y_train)
11
            y_pred[jj] = clf.predict(X_test)
12
        return y_pred
13
1 | import pylab as pl
    import matplotlib.pyplot as plt
2
3
4
    %matplotlib inline
5
    def plot_confusion_matrix(cm, title='Confusion matrix', cmap=plt.cm.Blues):
6
7
        plt.imshow(cm, interpolation='nearest', cmap=cmap)
        plt.title(title)
8
        plt.colorbar()
9
10
        plt.tight_layout()
        plt.ylabel('True label')
11
        plt.xlabel('Predicted label')
12
        plt.show
13
1 | from sklearn.ensemble import RandomForestClassifier as RF
    from sklearn.metrics import confusion_matrix
    from sklearn.metrics import accuracy_score
3
    from sklearn.metrics import f1_score
5
    def test_classifier(X,y,print_cm,classifier,**kwargs):
6
7
        # testando com Random Forest
        y_pred = stratified_cv(X, y, classifier,**kwargs)
8
9
        # Acurácia
10
        print 'Acurácia do modelo: ' + str(accuracy_score(y,y_pred))
        print 'F1 do modelo: ' + str(f1_score(y,y_pred))
12
13
        if print cm:
14
            # adicionando resultado na matriz de confusão
15
            cm = confusion matrix(y, y pred)
16
            print '\nMatriz de confusão'
17
            print str(cm)
18
            plot_confusion_matrix(cm)
19
20
21
            cm_normalized = cm.astype('float') / cm.sum(axis=1)[:, np.newaxis]
            print('\nMatriz de confusão normalizada')
22
            plt.figure()
23
            plot_confusion_matrix(cm_normalized, title='Normalized confusion matrix')
24
25
            print(cm_normalized)
26
27
28
29 test_classifier(X,y,True,RF,random_state=12)
```

```
Acurácia do modelo: 0.940894089409
1
2
    F1 do modelo: 0.760048721072
3
    Matriz de confusão
4
    [[2824
5
            26]
     [ 171 312]]
6
7
    Matriz de confusão normalizada
8
    [[ 0.99087719  0.00912281]
9
     [ 0.35403727  0.64596273]]
10
```



(https://imasters.com.br/?attachment_id=108262)



(https://imasters.com.br/?attachment_id=108263)

Primeiramente, preciso dizer que estamos utilizando o algoritmo Random Forests (http://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.ensemble.RandomForestClassifier.html), que utiliza várias árvores de decisão para fazer a classificação. Passamos para ele a matriz X com as features e o vetor y de respostas.



(https://imasters.com.br/?attachment_id=108264)

Como estamos considerando aqui o problema como uma classificação binária, precisamos escolher uma métrica de sucesso condizente. No caso, vamos mostrar tanto a acurácia (https://en.wikipedia.org/wiki/Accuracy_and_precision), que é simples de entender e explicar, quanto a métrica f1 (https://en.wikipedia.org/wiki/F1_score), que é mais apropriada para avaliar o modelo quando existe um desbalanceamento de classes.

Utilizamos também a matriz de confusão normalizada para melhor visualizar o quão bem o modelo prevê o churning.

Agora vamos listar a importância das features.

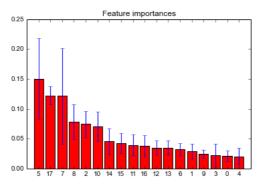
Fonte: Feature importances with forests of trees (http://scikit-learn.org/stable/auto_examples/ensemble/plot_forest_importances.html)

Importância de features

A importância de uma feature mostra o quão relevante ela foi considerada na criação do modelo. Essa informação pode ser utilizada para selecionar as melhores features para um modelo (Feature Selection (https://en.wikipedia.org/wiki/Feature_selection)).

```
from sklearn.datasets import make_classification
    from sklearn.ensemble import RandomForestClassifier
3
4
5
    def feature_importance(X,y):
6
        # Build a forest and compute the feature importances
        forest = RandomForestClassifier(random_state=12)
7
        forest.fit(X, y)
8
9
        importances = forest.feature_importances_
        std = np.std([tree.feature importances for tree in forest.estimators ],
10
                     axis=0)
11
12
        indices = np.argsort(importances)[::-1]
13
14
        # Print the feature ranking
15
        print("Feature ranking:")
16
        for f in range(X.shape[1]):
17
            print("%d. feature %d (%f)" % (f + 1, indices[f], importances[indices[f]]))
18
19
        # Plot the feature importances of the forest
20
        plt.figure()
21
        plt.title("Feature importances")
22
        plt.bar(range(X.shape[1]), importances[indices],
23
               color="r", yerr=std[indices], align="center")
24
        plt.xticks(range(X.shape[1]), indices)
25
        plt.xlim([-1, X.shape[1]])
26
27
        plt.show()
1
    for feature in df_churn.columns.tolist():
2
        print str(i) + ' - ' +feature
3
4
5
    print '\n'
6
7
    feature_importance(X,y)
8
```

```
1
    0 - State
2
    1 - Account Length
    2 - Int'l Plan
3
    3 - VMail Plan
4
    4 - VMail Message
5
    5 - Day Mins
6
    6 - Day Calls
7
    7 - Day Charge
8
    8 - Eve Mins
9
    9 - Eve Calls
10
    10 - Eve Charge
11
    11 - Night Mins
12
    12 - Night Calls
13
    13 - Night Charge
14
    14 - Intl Mins
15
    15 - Intl Calls
16
17
    16 - Intl Charge
    17 - CustServ Calls
18
19
20
    Feature ranking:
21
    1. feature 5 (0.150194)
22
    2. feature 17 (0.122422)
23
    3. feature 7 (0.121427)
24
    4. feature 8 (0.078148)
25
    5. feature 2 (0.074473)
26
27
    6. feature 10 (0.070833)
    7. feature 14 (0.045192)
28
    8. feature 15 (0.042706)
29
    9. feature 11 (0.038932)
30
31
    10. feature 16 (0.037543)
    11. feature 12 (0.035036)
32
    12. feature 13 (0.034994)
33
   13. feature 6 (0.031734)
    14. feature 1 (0.028708)
35
    15. feature 9 (0.024622)
36
    16. feature 3 (0.022160)
37
    17. feature 0 (0.020662)
38
    18. feature 4 (0.020216)
```



(https://imasters.com.br/?attachment_id=108265)

Podemos ver por esses dados que as features mais importantes são:

- → Day Charge
- → Day Mins
- → Customer Service Calls

Isso faz sentido, uma vez que um usuário que utiliza pouco e/ou faz muitas ligações para o SAC tem uma chance maior de cancelar seu plano.

Vamos agora variar alguns hyper-parâmetros do classificador?



Vamos utilizar aqui o GridSearchCV (http://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.grid_search.GridSearchCV.html). Ele analisa todas as combinações possíveis e escolhe a melhor baseada na métrica desejada.

```
from sklearn.grid_search import GridSearchCV
1
    from sklearn.cross_validation import train_test_split
2
3
    from sklearn.metrics import classification_report
4
5
    def gridSearch(X,y,classifier, tuned_parameters):
6
        scores = ['f1', 'accuracy']
7
8
        X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(
        X, y, test_size=0.5, random_state=0)
9
10
        for score in scores:
11
            print("# Otimização hyper-parametros para %s" % score)
12
13
            clf = GridSearchCV(classifier, tuned_parameters, cv=5,
14
                                scoring=score)
15
            clf.fit(X_train, y_train)
16
17
            print("Melhores parâmetros encontrados no conjunto de treino:")
18
            print
19
20
            print(clf.best_params_)
            print
21
            print("Resultado do grid:")
22
            print
23
            for params, mean_score, scores in clf.grid_scores_:
24
25
                print("%0.3f (+/-%0.03f) for %r"
                       % (mean_score, scores.std() * 2, params))
26
            print
27
28
            print("Detalhamento:")
29
            print
30
            print("O modelo é treinado com o conjunto de treino")
31
            print("Os resultados finais são do conjunto de teste")
32
33
34
            y_true, y_pred = y_test, clf.predict(X_test)
            print(classification_report(y_true, y_pred))
35
36
37
38
39
    tuned\_parameters = \hbox{\tt [\{'n\_estimators': [10,100,250],'max\_features': ['auto','sqrt','log2', None]\}]}
40
41
    # Buckle up, this may take a while
42
    gridSearch(X,y,RandomForestClassifier(random_state=12),tuned_parameters)
```

```
# Otimização hyper-parametros para f1
1
    Melhores parâmetros encontrados no conjunto de treino:
2
3
    {'max features': 'auto', 'n estimators': 250}
4
5
    Resultado do grid:
6
7
    0.687 (+/-0.081) for {'max_features': 'auto', 'n_estimators': 10}
8
    0.806 (+/-0.062) for {'max_features': 'auto', 'n_estimators': 100}
9
    0.815 (+/-0.054) for {'max_features': 'auto', 'n_estimators': 250}
10
    0.687 (+/-0.081) for {'max_features': 'sqrt', 'n_estimators': 10}
11
    0.806 (+/-0.062) for {'max_features': 'sqrt', 'n_estimators': 100}
12
    0.815 (+/-0.054) for {'max_features': 'sqrt', 'n_estimators': 250}
13
    0.687 (+/-0.081) for {'max_features': 'log2', 'n_estimators': 10}
14
    0.806 (+/-0.062) for {'max_features': 'log2', 'n_estimators': 100}
15
    0.815 (+/-0.054) for {'max_features': 'log2', 'n_estimators': 250}
16
17
    0.751 (+/-0.109) for {'max_features': None, 'n_estimators': 10}
    0.787 (+/-0.068) for {'max_features': None, 'n_estimators': 100}
18
    0.793 (+/-0.069) for {'max features': None, 'n estimators': 250}
19
20
21
    Detalhamento:
22
    O modelo é treinado com o conjunto de treino
23
    Os resultados finais são do conjunto de teste
24
25
                 precision
                             recall f1-score support
26
27
              0
                      0.96
                                0.98
                                          0.97
                                                     1422
28
                                0.73
                                          0.80
                                                      245
              1
                      0.87
29
30
31
    avg / total
                      0.94
                                0.94
                                          0.94
                                                     1667
32
33
    # Otimização hyper-parametros para accuracy
34
    Melhores parâmetros encontrados no conjunto de treino:
35
36
    {'max_features': 'auto', 'n_estimators': 250}
37
38
    Resultado do grid:
39
40
41
    0.927 (+/-0.018) for {'max_features': 'auto', 'n_estimators': 10}
    0.951 (+/-0.014) for {'max_features': 'auto', 'n_estimators': 100}
42
    0.953 (+/-0.011) for {'max_features': 'auto', 'n_estimators': 250}
43
    0.927 (+/-0.018) for {'max_features': 'sqrt', 'n_estimators': 10}
    0.951 (+/-0.014) for {'max_features': 'sqrt', 'n_estimators': 100}
    0.953 (+/-0.011) for {'max_features': 'sqrt', 'n_estimators': 250}
46
    0.927 (+/-0.018) for {'max_features': 'log2', 'n_estimators': 10}
47
    0.951 (+/-0.014) for {'max_features': 'log2', 'n_estimators': 100}
48
    0.953 (+/-0.011) for {'max_features': 'log2', 'n_estimators': 250}
49
    0.935 (+/-0.028) for {'max_features': None, 'n_estimators': 10}
50
    0.943 (+/-0.019) for {'max features': None, 'n estimators': 100}
51
    0.945 (+/-0.019) for {'max_features': None, 'n_estimators': 250}
52
53
    Detalhamento:
54
55
56
    O modelo é treinado com o conjunto de treino
    Os resultados finais são do conjunto de teste
57
58
                 precision recall f1-score support
59
60
              a
                      0.96
                                0.98
                                          0.97
                                                     1422
61
              1
                      0.87
                                0.73
                                          0.80
                                                      245
62
63
    avg / total
                      0.94
                                0.94
                                           0.94
                                                     1667
```

Lembrando que o GridSearchCV utilizado aqui pode demorar muito, dependendo do número de hyper-parâmetros, dado que ele testará todas as combinações possíveis. Existem outras maneiras de variar esses hyper-parâmetros; para aprender mais sobre isso visite a página relativa a GridSearch (http://scikit-learn.org/stable/modules/grid_search.html).

Podemos ver, depois de todos esses testes, que o melhor resultado encontrado foi com os seguintes parâmetros do classificador:

```
{'max_features': 'auto', 'n_estimators': 250}
```

Vamos agora verificar como fica nossa matriz de confusão com esses parâmetros.

```
1 | test_classifier(X,y,False,RandomForestClassifier,max_features='auto', n_estimators= 250,random_state=12)
1 | Acurácia do modelo: 0.954695469547
2 | F1 do modelo: 0.825433526012
```

Podemos ver que houve uma pequena melhora dos resultados variando os hyper-parâmetros.

Antigos:

Acurácia do modelo: 0.940894089409

→ F1 do modelo: 0.760048721072

Novos:

→ Acurácia do modelo: 0.954695469547

→ F1 do modelo: 0.825433526012

Para finalizar nosso exemplo, vamos tentar gerar mais features?

Vamos utilizar PolynomialFeatures (http://scikit-

learn.org/stable/modules/generated/sklearn.preprocessing.PolynomialFeatures.html#sklearn.preprocessing.PolynomialFeatures). Com ele conseguimos gerar mais colunas em nossa tabela X, gerando features baseados nos dados existentes.

Bônus imperdível

Fiat Azzurra - Botafogo

No caso, se você possui duas features [a,b] essa operação irá gerar [1, a, b, a^2, ab, b^2] – isto é, vai combinar as features com elas mesmas e com as outras.

```
from sklearn.preprocessing import PolynomialFeatures

print 'Número de features: ' + str(X.shape[1])

poly = PolynomialFeatures(2)

X_poly = poly.fit_transform(X)

print '\nNúmero de features depois da transformação: ' + str(X_poly.shape[1])

Número de features: 18

Número de features depois da transformação: 190
```

Saímos de 18 features para 190!

Outra opção é não gerar as features que são combinações delas mesmas, passando o parâmetro interaction_only como true. Dessa forma, apenas as combinações de features serão geradas.

Exemplo: [1,a,b,ab]

```
1  | poly_less = PolynomialFeatures(interaction_only=True)
2  | X_poly_less = poly_less.fit_transform(X)
3  |
4  | print '\nNúmero de features com interaction_only: ' + str(X_poly_less.shape[1])
```

<code class="language-" data-lang="">Número de features com interaction_only: 172</code> Vamos testar nosso classificador agora com 190 features.

```
1 | test_classifier(X_poly,y,False,RandomForestClassifier,max_features='auto', n_estimators= 250, n_jobs=-1, random_state=12)
1 | Acurácia do modelo: 0.952895289529
2 | F1 do modelo: 0.818497109827
```

Uai (sim, sou mineiro), temos mais features e o valor da acurácia piorou?

Provavelmente, isso aconteceu pois fizemos o GridSearch para as 18 features iniciais ou as novas entradas adicionam ruído.



Vamos testar agora um GridSearch nesse hiper-parâmetro para nossas 190 features.

```
1 tuned_parameters = [{'max_features':['auto','sqrt','log2', None]}]
2 
3 
4 # Buckle up, this REALLY may take a while
gridSearch(X_poly,y,RandomForestClassifier(n_estimators= 250, n_jobs=-1),tuned_parameters)
```

```
1
    # Otimização hyper-parâmetros para f1
2
    Melhores parâmetros encontrados no conjunto de treino:
3
    {'max features': None}
4
5
    Resultado do grid:
6
7
    0.798 (+/-0.063) for {'max_features': 'auto'}
8
    0.783 (+/-0.045) for {'max_features': 'sqrt'}
9
    0.693 (+/-0.094) for {'max_features': 'log2'}
10
    0.803 (+/-0.064) for {'max features': None}
11
12
    Detalhamento:
13
14
    O modelo é treinado com o conjunto de treino
15
    Os resultados finais são do conjunto de teste
16
17
                 precision
                              recall f1-score
                                                  support
18
19
              a
                      0.96
                                 0.97
                                           0.97
                                                     1422
20
              1
                      0.84
21
                                 0.75
                                           0.79
                                                      245
22
    avg / total
                      0.94
                                 0.94
                                                     1667
23
                                           0.94
24
25
    # Otimização hyper-parâmetros para accuracy
26
27
    Melhores parâmetros encontrados no conjunto de treino:
28
    {'max_features': 'sqrt'}
29
30
31
    Resultado do grid:
32
    0.947 (+/-0.016) for {'max_features': 'auto'}
33
    0.950 (+/-0.016) for {'max_features': 'sqrt'}
34
    0.928 (+/-0.012) for {'max_features': 'log2'}
35
    0.950 (+/-0.013) for {'max_features': None}
36
37
    Detalhamento:
38
39
    O modelo é treinado com o conjunto de treino
40
41
    Os resultados finais são do conjunto de teste
42
                             recall f1-score
                 precision
                                                support
43
44
45
              0
                      0.96
                                 0.98
                                           0.97
                                                     1422
                                 0.73
                                                      245
                       0.88
                                           0.80
46
47
    avg / total
                      0.94
                                 0.95
                                           0.94
                                                     1667
48
1 | test_classifier(X_poly,y,False,RandomForestClassifier,max_features='sqrt', n_estimators= 250, n_jobs=-1, random_state=12)
    Acurácia do modelo: 0.952895289529
1
    F1 do modelo: 0.818497109827
```

Demorou MUITO para rodar e mesmo assim não melhoramos o resultado. Talvez alguma dessas 172 features seja interessante, mas parece que o ruído que elas geram não melhora o resultado.

Conclusão

Nesse artigo, passamos por praticamente todas as etapas de um projeto de ciência de dados: limpamos, pré-processamos e criamos novos dados. Também fizemos um gridsearch para achar os melhores hiper-parâmetros e verificamos os resultados vendo as métricas (acurácia e f1), além de verificar a matriz de confusão gerada.

Logicamente, em um projeto real de churning existem outras complicações. Normalmente os dados são por tempo, e no CSV utilizado aqui, foram apenas os dados relativos a um mês. Além disso, em projetos de evasão temos que levar em conta o negócio para encontrar as melhores métricas de sucesso e o melhor algoritmo. Pode ser que você tenha que retornar uma lista de tamanho definido com os clientes com maior probabilidade de saída, mas com o ferramental apresentado nesse post é possível atacar esses problemas.

Espero que o artigo tenha sido interessante e os ajude a usar o Scikit.

Abraços e até a próxima!

Artigo publicado originalmente em: http://developers.hekima.com/machine%20learning/python/2016/05/17/churn-prediction/ (http://developers.hekima.com/machine%20learning/python/2016/05/17/churn-prediction/)



De 0 a 10, o quanto você recomendaria este artigo para um amigo?







LUIZ FELIPE MENDES (HTTPS://IMASTERS.COM.BR/PERFIL/LUIZFELIPEMENDES) 23 NOV, 2016

Prevendo evasão (churning) usando scikit-learn (https://imasters.com.br/back-end/prevendo-evasao-churning-usando-scikit-learn)



SAIBA MAIS (HTTPS://IMASTERS.COM.BR/PERFIL/LUIZFELIPEMENDES) Luiz Felipe Mendes ☐ (mailto:luiz.mendes@hekima.com)

2 Artigo(s)

É Data Scientist e co-founder da Hekima, empresa de Big Data e Inteligência Artificial. Formado em Ciência da Computação pela UFMG, trabalha com aprendizado de máquina e análise de dados. Cinéfilo em construção e grande apreciador de sushis. Não confia em quem não gosta de cachorros.

0 comen	ntários	Classificar por	Mais antigos
9	Adicione um comentário		
Plugin o	de comentários do Facebook		

Este projeto é oferecido pelas empresas



impuls₉

(http://impulso.network/? utm_source=imasters&utm_medium=site&utm_campaign=footer)

Este projeto é mantido e patrocinado pelas empresas

 \triangleright

alura (http://www.alura.com.br)



(https://www.cielo.com.br/ecommerce/)



(http://www.dialhost.com.br? utm campaign=PatrocinioiMasters&utm sour

FIMP

(https://fiap.me/2C8SbRO)

HostGator

(https://www.hostgator.com.br/? (https://www.hostgator.com.br/? (https://www.idexo.com.br/) utm_source=imasters&utm_medium=logo&utm_campaign=hostgator&utm_term=hospec

IMPACTA

(https://www.impacta.com.br/)

⊕V≥i

(http://www.ingrammicro.com.br/isv/)

(https://www.locaweb.com.br/?



(https://king.host/? utm_source=parceiros&utm_medium=&utn 2019&utm_campaign=)



(http://lambda3.com.br/)

locaweb

> PagSeguro

(http://bit.ly/2BXbpvx) utm_campaign=eventos&utm_source=imasters&utm_medium=site&utm_content=loca



(https://www.userede.com.br/)



⊙ TOTVS

(https://www.schoolofnet.com/cursos/gratuitos(https://developers.totvs.com/) utm_source=imasters&utm_medium=patrocinio&utm_campaign=institucional_patrocin institucional&utm_content=institucional_patrocinio_imasters_linkinstitucional)





(http://clicklogger.rm.uol.com.br/? (http://www.zarpsystem.com.br/) prd=16&grp=src:34;chn:118;cpg:imasters2019;&msr=Cliques%20de%20Origem:1&oper=11&redir=https://uolhost.uol

Este projeto é apoiado pelas empresas





(https://imasters.tech/)

(http://www.w3c.br)

ASSINE NOSSA Newsletter

Fique em dia com as novidades do iMasters! Assine nossa newsletter e receba conteúdos especiais curados por nossa equipe



Qual é o seu e-mail?

ASSINAR



SOBRE O IMASTERS (HTTPS://IMASTERS.COM.BR/P/SOBRE-O-IMASTERS)

POLÍTICA DE PRIVACIDADE (HTTPS://IMASTERS.COM.BR/P/POLITICA-DE-PRIVACIDADE)

FALE CONOSCO (HTTPS://IMASTERS.COM.BR/FALE-CONOSCO/)

QUERO SER AUTOR (HTTPS://IMASTERS.COM.BR/P/QUERO-SER-AUTOR)

FÓRUM (HTTPS://FORUM.IMASTERS.COM.BR/)