
Tera

Módulo 4:
Estatística e Modelagem de Dados

Aula 23: Aplicando em negócios
Cost Matrix e Profit Curve

Instrutora

Cristiane Rodrigues

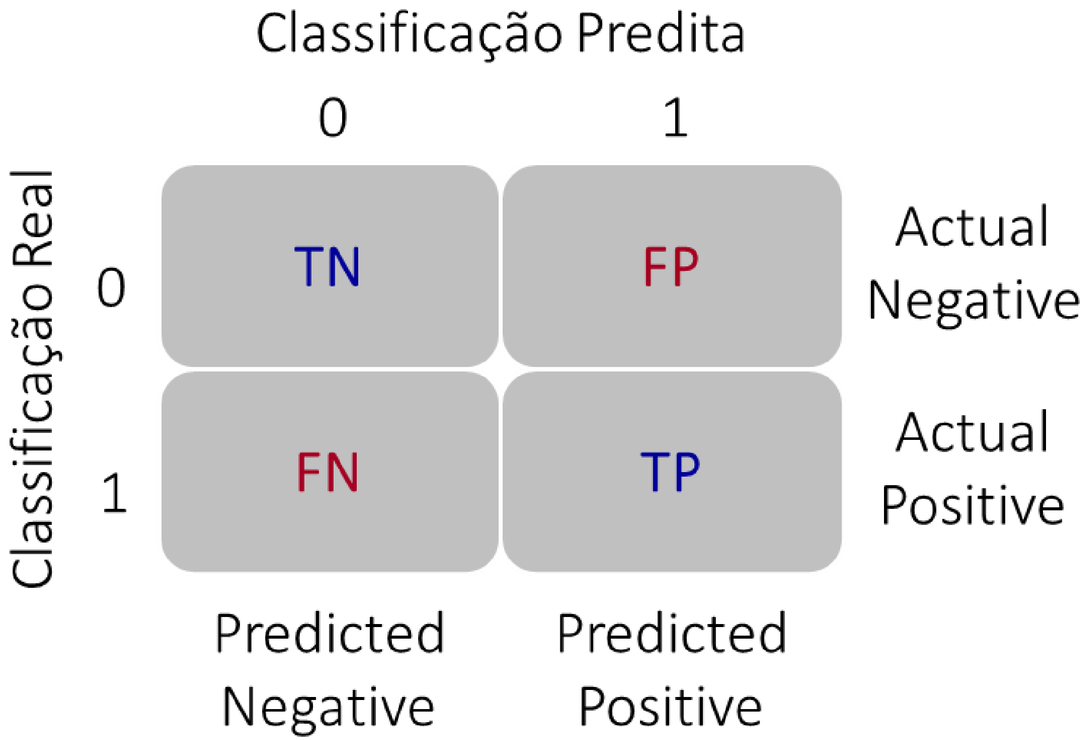
- **Bacharel em Matemática – UNESP Rio Claro.**
- **Mestre em Estatística – USP Piracicaba**
- Experiências Profissionais:
  - Modelagem de Credito para PF e PJ – Banco Bradesco
  - Experiência com Segmentação e Análise de Series temporais – Atento
  - Consultora Analítica no SAS Institute Brasil
  - Professora do curso SAS Academy for Data Science

crisrodrigues_27@hotmail.com

Índice

- Revisão Matriz de Confusão e ROC
- Motivação
- Exemplos
- Valor Esperado - para estruturar o uso da classificação
- Valor Esperado - para estruturar o valor da classificação
- Matriz de Custo
- Lucro Esperado
- Curva de Lucro
- Comparação: ROC X Curva Lucro
- Desafio

Revisão: Matriz de Confusão



TN: True Negative
FP: False Positive
FN: False Negative
TP: True Positve

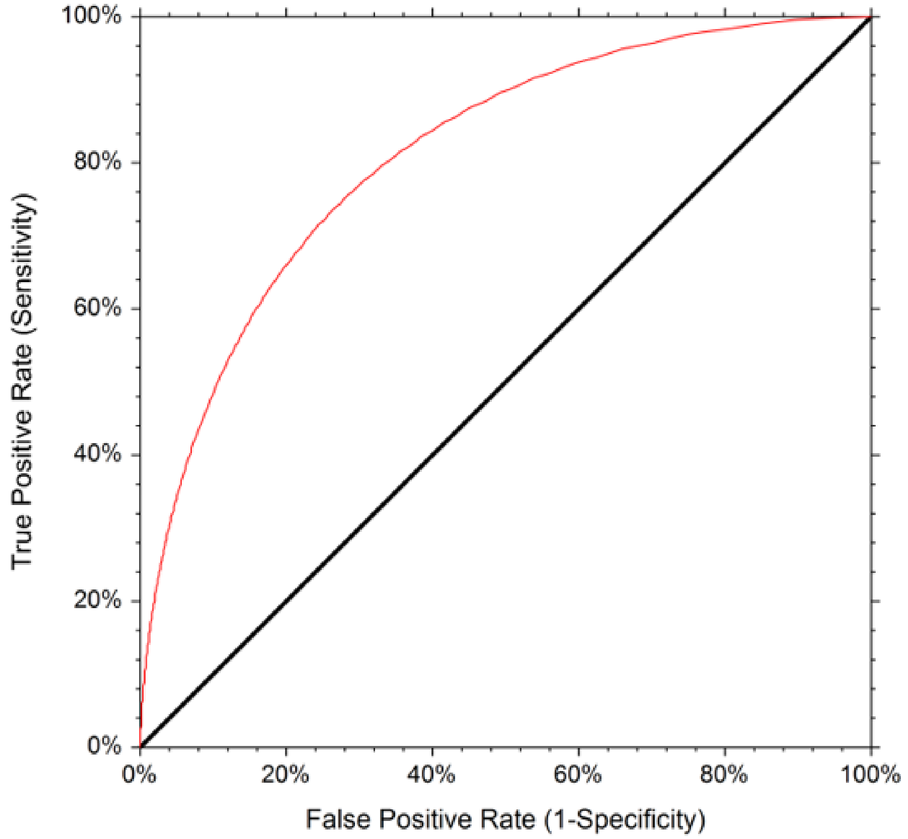
Métricas para avaliar a qualidade do ajuste do modelo

- $\textbf{Missclassification} = \frac{FP+FN}{Total\ de\ casos}$ (% de erros)
- $\textbf{Acurácia} = \frac{TN+TP}{Total\ de\ casos}$ (% de acertos)
- $\boldsymbol{Sensibilidade} = \frac{TP}{TP+FN}$
- $\boldsymbol{Especificidade} = \frac{TN}{TN+FP}$

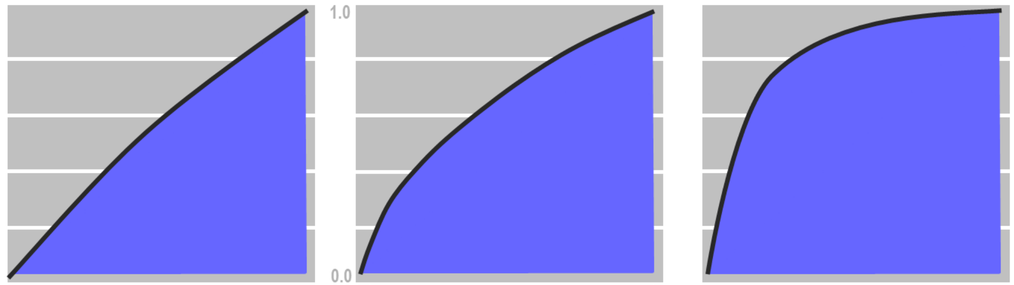
Obs: Para cada ponto de corte especificado uma matriz de confusão será obtida

Revisão: Curva ROC

- A curva ROC, mede, fração a fração, quantos 1’s foram capturados (taxa de true positive) versus quantos 0’s foram capturados (taxa de false positive).



Quanto maior a área sob a curva melhor é o modelo ajustado

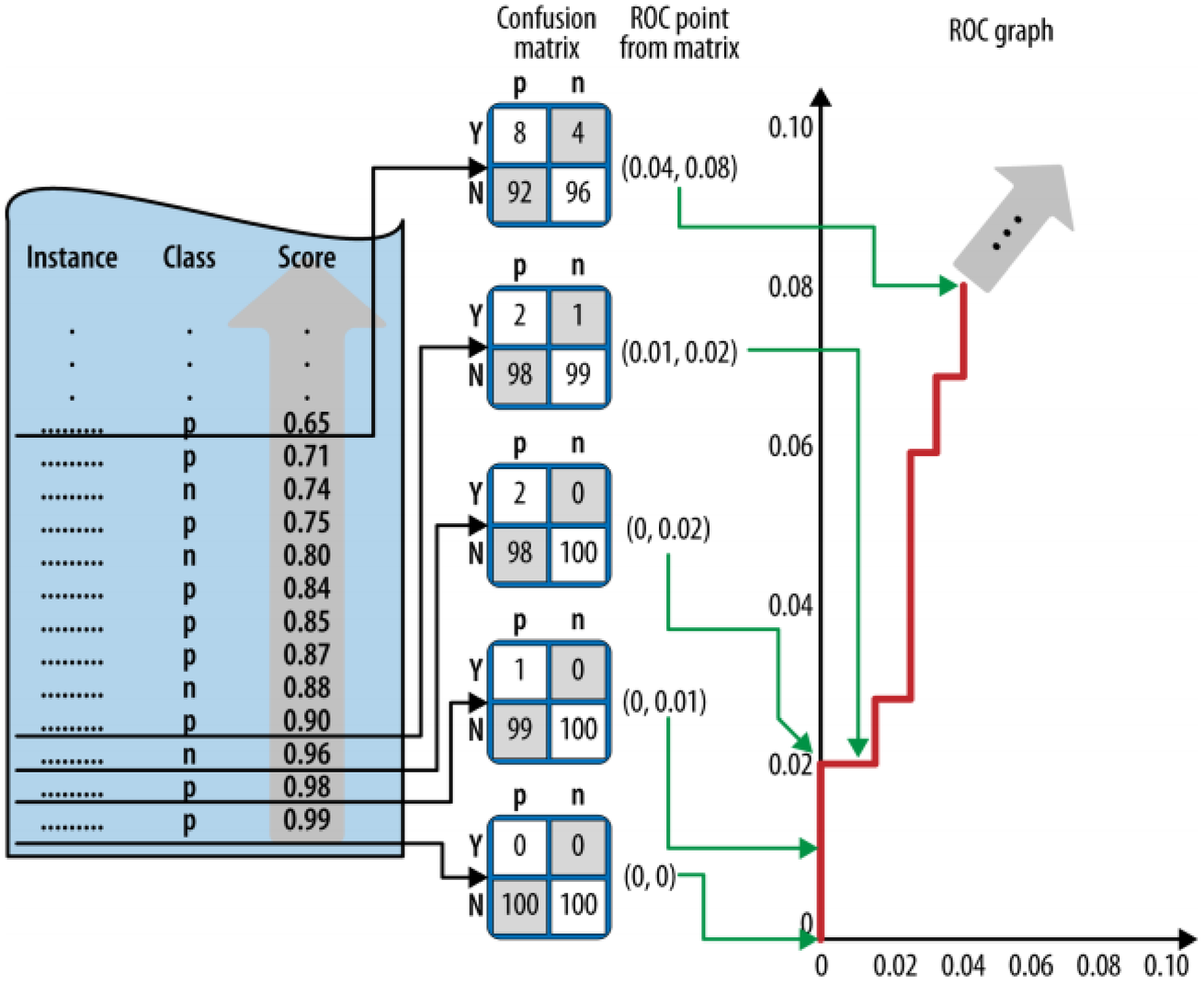


Modelo Fraco
ROC Index < 0.6*

Modelo Forte
ROC Index > 0.7*

***** Regras de bolso sempre são perigosas, o modelo ideal depende sempre do problema modelado.

Revisão: Curva ROC - Construção



Estudo de Caso
Matrix de Custo e Curva de Lucro no Python

Fonte da dados: kaggle
Link: https://www.kaggle.com/kost13/us-income-logistic-regression/data
Resumo: Dados do Censo Americano referentes a renda dos cidadãos e variáveis explicativas como Idade, Educação, raça, as quais podem influenciar nessa renda.
Objetivo: Ajustar um modelo para prever a renda da cidadão americano (<=50k-0, >50k-1), definir a matriz de custos e plotar a curva de lucro.

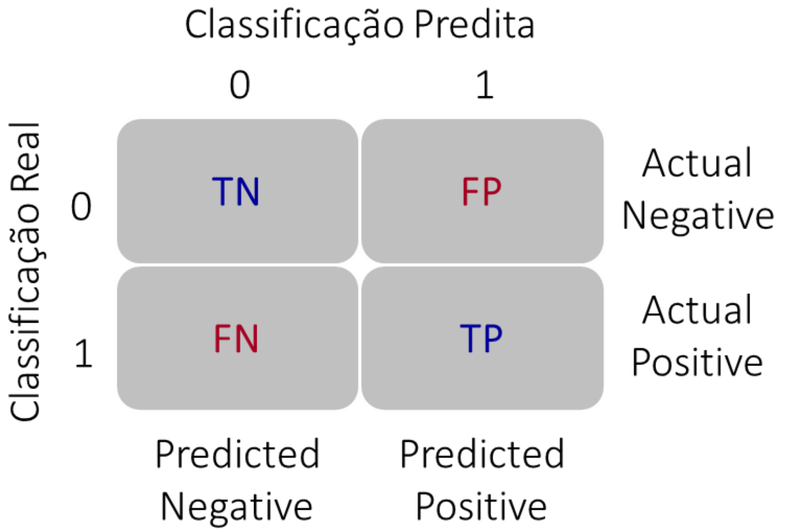
Estudo de Caso
Matrix de Custo e Curva de Lucro no Python

Parte 1: Ajustar um modelo de regressão logística para prever a renda
Calcular a matriz de confusão e plotar a curva ROC

Motivação

- Classificação regular
  - Objetivo: minimizar a taxa de missclassification
  - Todos os tipos de erros de classificação são considerados igualmente graves.
  - Problema: Cada tipo de erro pode ter um custo associado, ou seja, a classificação pode ser sensível aos custos

- Classificação por custo
  - Objetivo: maximizar os lucros ou minimizar os custos esperados.
  - Alguns erros de classificação podem ser são mais graves do que outros
  - Os custos podem depender da classe onde os casos foram classificados
  - Exemplo: Detecção de fraude - os custos não dependem apenas da fraude prevista, mas também da quantidade de dinheiro envolvida em cada caso.



Motivação

- A função de classificação tenta evitar erros de classificação com um alto peso.
- O trade-off de evitar erros de classificação "caros" é um número aumentado de erros de classificação "baratos".

 **Número de Erros**  **Custo**

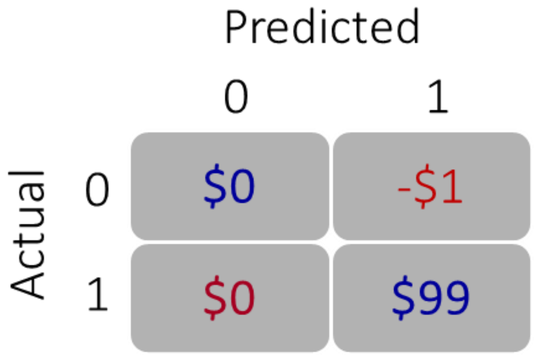
em comparação com a mesma classificação sem uma matriz de custos.

- Você pode atribuir pesos aos erros de classificação especificando uma matriz de custos.

Exemplos – erros com pesos diferentes

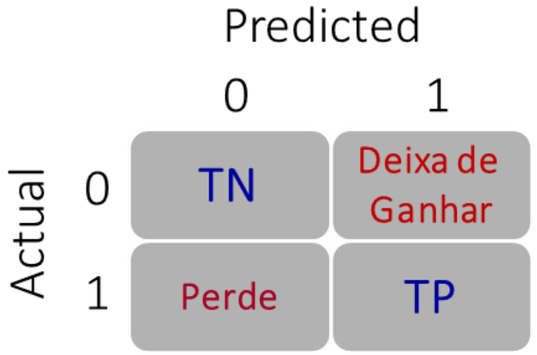
- Marketing:

Objetivo: Encontrar clientes mais prováveis a aderir a uma promoção
Target: Se o cliente aderiu ou não a alguma promoção passada
Esforço: Contato telefônico com o cliente mais propenso a comprar



- Credit Scoring:

Objetivo: Verificar a probabilidade do cliente entrar em default
Target: Se o funcionário entrou ou não e default nos últimos 90 dias



Valor Esperado (VE)

- Agora estamos prontos para discutir uma ferramenta conceitual bastante útil para ajudar o pensamento analítico de dados: valor esperado.

- O calculo do valor esperado decompõe o pensamento analítico de dados em
  i. A estrutura do problema,
  ii. Elementos da análise que podem ser extraídos dos dados
  iii. Elementos da análise que precisam ser adquiridos de outras fontes (conhecimento comercial do especialistas).

- Valor esperado é a média ponderada dos valores dos diferentes resultados possíveis, onde o peso atribuído a cada valor é a probabilidade de ocorrência.

Um cálculo de lucro esperado dá pesos maiores para os níveis de lucro mais prováveis, enquanto os níveis de lucro improváveis recebem pesos menores.

- A ideia é maximizar o lucro esperado.

Valor Esperado

- *Cálculo do valor esperado*

  $VE = p(o1)*v(o1) + p(o2)*v(o2) + p(o3)*v(o3) + ...$
  - oi: é um possível resultado de decisão;
  - p(oi) é a sua probabilidade;
  - v(oi) é o seu valor.

Vamos ilustrar o uso do valor esperado como uma estrutura analítica com dois cenários de ciência de dados diferentes.

1. Para estruturar o **uso** da classificação
2. Para estruturar o **valor** da classificação

1. VE para estruturar o uso da classificação

- Por exemplo: em marketing direcionado podemos querer atribuir a cada consumidor uma classe de resposta provável versus resposta não provável para a compra de determinado produto, então poderemos alvejar os prováveis compradores.

Infelizmente, para o marketing direcionado a probabilidade de resposta para qualquer consumidor individual é muito baixa, talvez um ou dois por cento, portanto, nenhum consumidor pode parecer um provável respondedor.

- Se escolhermos um limite de "senso comum" de 50% para decidir qual é o provável respondedor, provavelmente não direcionaremos a ninguém.

- No quadro de valor esperado, podemos ver o cerne do problema.

- Suponha que temos um modelo que dá uma probabilidade estimada de resposta para qualquer consumidor cuja descrição do vetor de característica x seja dada como entrada. Agora, gostaríamos de decidir quando segmentar um determinado consumidor descrito pelo vetor de características x.

1. VE para estruturar o uso da classificação

- O valor esperado fornece uma estrutura para a realização da análise. Especificamente, vamos calcular o benefício esperado (ou custo) de segmentação do consumidor x

- Beneficio esperado = *p(x)* * *v(x)* + (1 – *p(x))**vn(x)
  *v(x) e vn(x): d*eterminado pelo negócio
  v(x) = 99 e vn(x) = -1

- ***EV = P(x)*\$99 – (1 – *p(x))**\$1 > 0, logo***
  p(x)*\$99 > (1 – *p(x))**\$1, ou seja,
  p(x) > 0.01

- Com esses valores de exemplo, devemos segmentar o consumidor enquanto a probabilidade estimada de resposta for maior que 1%.

- **Isso mostra como o cálculo de valor esperado pode expressar como usaremos o modelo.**

2. VE para estruturar o valor da classificação

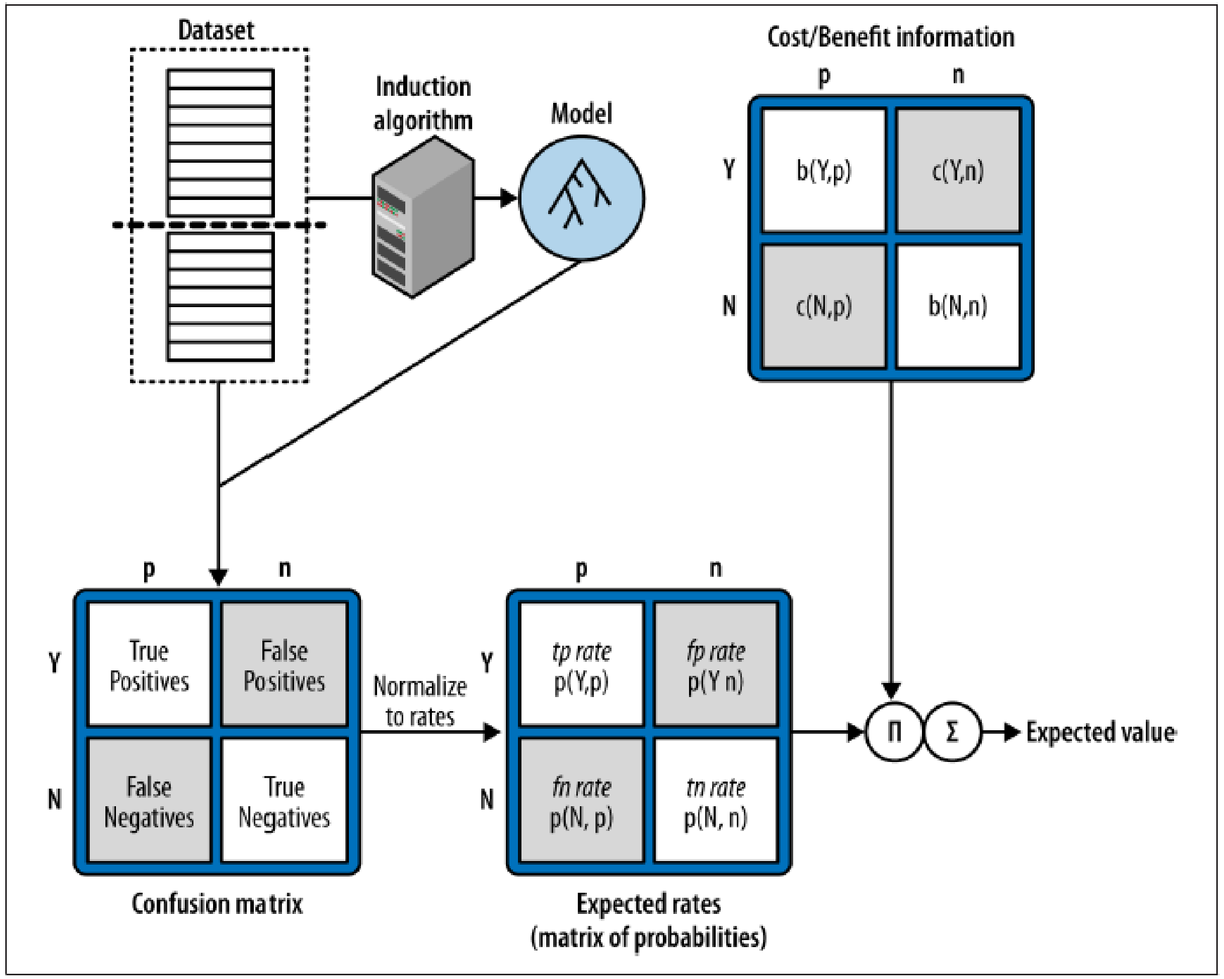
- Queremos avaliar os modelos quanto as decisões tomadas no geral, para comparar modelos
  - O **modelo baseado em dados** funciona melhor do que o modelo feito à mão sugerido pelo grupo de marketing?
  - Uma árvore de classificação funciona melhor do que um modelo de regressão logística?
  - O modelo desenvolvido é **melhor que a escolha aleatória** dos consumidores a serem abordados?

- Podemos usar o “ponto de corte” que acabamos de descrever e, em seguida, usar o valor esperado de forma diferente para comparar os modelos.

- Vamos calcular o valor esperado para um modelo agregado.

2. VE para estruturar o valor da classificação

- Qual é a probabilidade associada à combinação particular de um consumidor que está previsto para churn e na verdade não é churn?



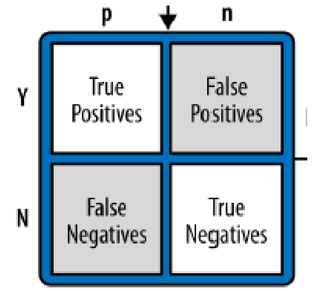
TP rate = p(Y,p) = TP / T

2. VE para estruturar o valor da classificação

- Dada a matriz de confusão, obtida do modelo ajustado, vamos calcular as taxas esperadas, ou seja, a matriz de probabilidades

Matriz de Confusão

Actual Class \ Predicted Class	0	1
0	56	7
1	5	42



Lembrando que TP rate = p(Y,p) = TP / T

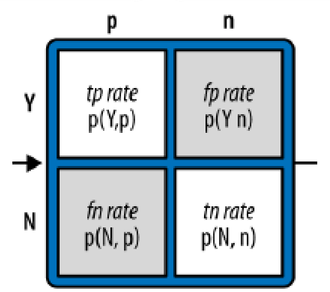
$T = 110$

$p(\mathbf{Y},\mathbf{p}) = 56/110 = 0.51$ $p(\mathbf{Y},\mathbf{n}) = 7/110 = 0.06$

$p(\mathbf{N},\mathbf{p}) = 5/110 = 0.05$ $p(\mathbf{N},\mathbf{n}) = 42/110 = 0.38$

Taxas Esperadas

Actual Class \ Predicted Class	0	1
0	0,51	0,06
1	0,05	0,38



2. VE para estruturar o valor da classificação

- Agora precisamos obter a matriz de custo, a partir de informação externa, ou seja, com alguém com conhecimento do negócio

Matriz de Custo

	p	n
Y	b(Y,p)	c(Y,n)
N	c(N,p)	b(N,n)

Actual Class \ Predicted Class	0	1
0	0	-1
1	0	99

Matriz de Custo

Duas **armadilhas** que são comuns na formulação de matrizes de custo

- Os sinais de quantidades na matriz de custo devem ser consistentes. Aqui consideramos benefícios positivos e custos negativos, pois estamos maximizando o lucro.

  - Em muitos estudos de mineração de dados, o foco é minimizar o custo de modo que os sinais são invertidos. Matematicamente, não há diferença. No entanto, é importante escolher uma visão e ser consistente.

- Um erro fácil na formulação de matrizes custo-benefício é "contar duas vezes" colocando um benefício em uma célula e um custo negativo para a mesma coisa em outra célula (ou vice-versa).

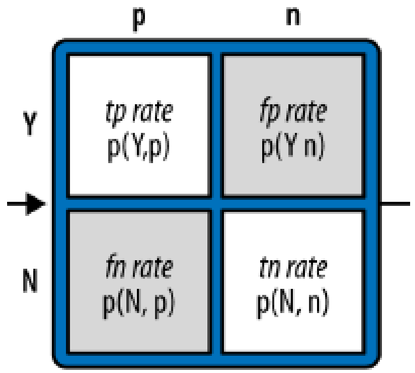
Estudo de Caso
Matrix de Custo e Curva de Lucro no Python

Parte 2: Definir a matriz de custo/benefício – a partir de informações de negócio

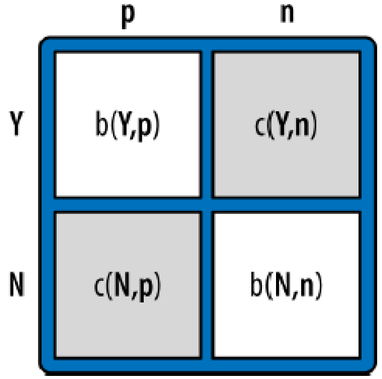
2. VE para estruturar o valor da classificação

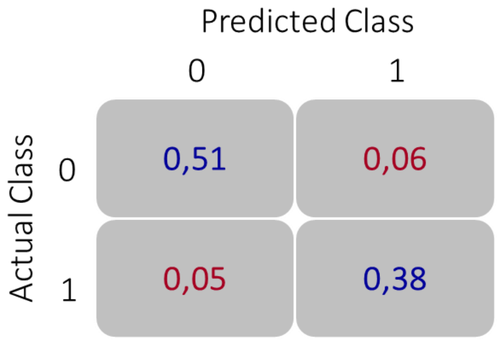
- Com as matrizes de taxas esperadas e de custo podemos calcular o lucro esperado

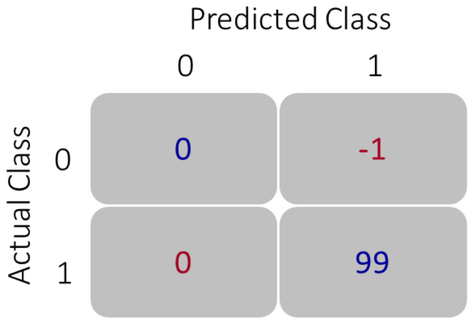
Taxas Esperadas



Matriz de Custo







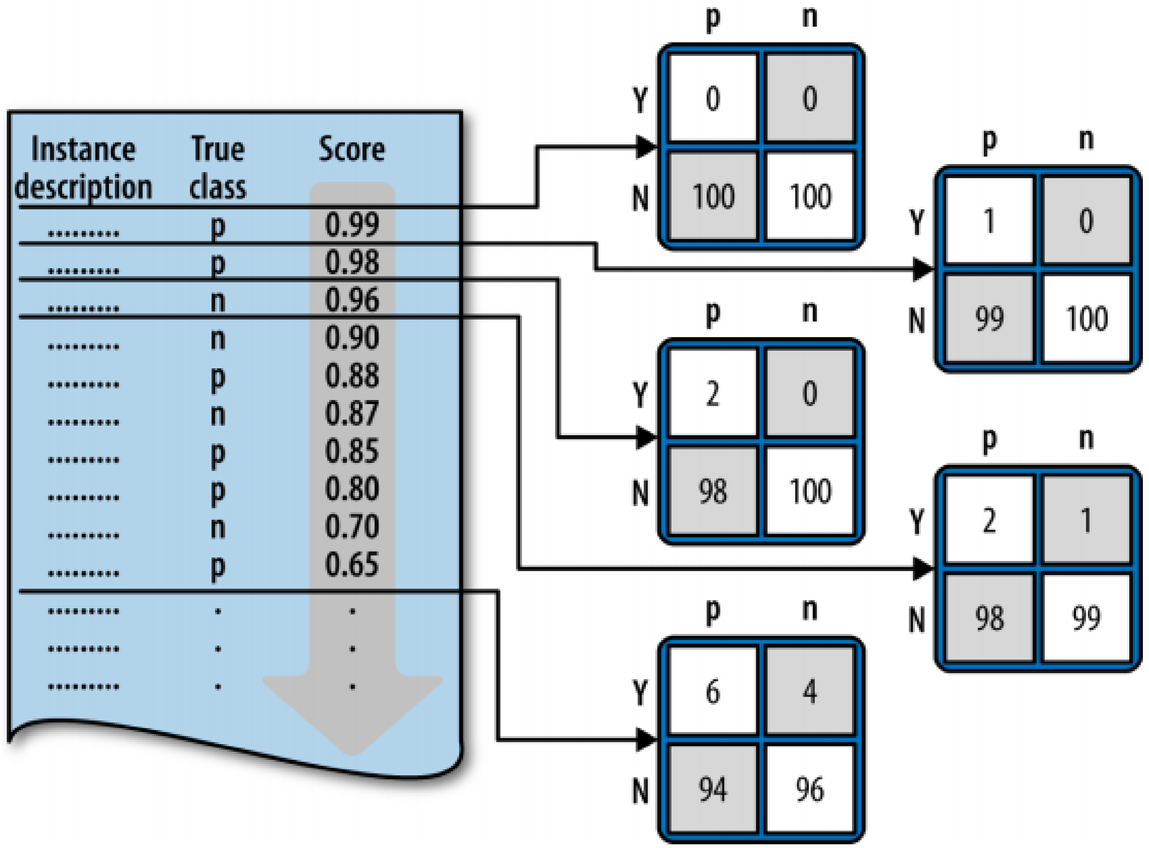
$$\textbf{Lucro Esperado} = p(Y,p) * b(Y,p) + p(Y,n) * c(Y,n) + p(N,p) * c(N,p) + p(N,n) * b(N,n)$$

$$\textbf{Lucro Esperado} = 0,51 * 0 + 0,06 * (-1) + 0,05 * 0 + 0,38 * 99 = 37,56$$

Lucro Esperado

Para cada matriz de confusão, ou seja, para cada ponto de corte, dado uma matriz de custo, temos um lucro esperado.

Como podemos, a partir do lucro esperado, determinar qual o melhor ponto de corte?



Lucro Esperado

Matriz de Custo

Actual \ Predicted	0	1
0	$0	-$1
1	$0	$99

Matrizes de Confusão

70	5
9	16

66	9
4	21

57	18
1	24

Lucro Esperado

Lucro Esperado

Matriz de Custo

Actual \ Predicted	0	1
0	$0	-$1
1	$0	$99

Matrizes de Confusão

70	5
9	16

66	9
4	21

57	18
1	24

Lucro Esperado

(16/100)*99 + (5/100)*(-1) = $15,79

Beneficio **Custo** **Lucro**

Lucro Esperado

Matriz de Custo

Actual \ Predicted	0	1
0	$0	-$1
1	$0	$99

Matrizes de Confusão

70	5
9	16

66	9
4	21

57	18
1	24

Lucro Esperado

(16/100)*99 + (5/100)*(-1) = $15,79

Beneficio **Custo** **Lucro**

(21/100)*99 + (9/100)*(-1) = $20,70

Lucro Esperado

Matriz de Custo

Actual \ Predicted	0	1
0	$0	-$1
1	$0	$99

Matrizes de Confusão

70	5
9	16

66	9
4	21

57	18
1	24

Lucro Esperado

(16/100)*99 + (5/100)*(-1) = $15,79

Beneficio **Custo** **Lucro**

(21/100)*99 + (9/100)*(-1) = $20,70

(24/100)*99 + (18/100)*(-1) = $23,58

Lucro Esperado

Matriz de Custo

Actual \ Predicted	0	1
0	$0	-$1
1	$0	$99

Matrizes de Confusão

70	5
9	16

Lucro Esperado

(16/100)*99 + (5/100)*(-1) = $15,79

Beneficio **Custo** **Lucro**

66	9
4	21

(21/100)*99 + (9/100)*(-1) = $20,70

57	18
1	24

(24/100)*99 + (18/100)*(-1) = $23,58

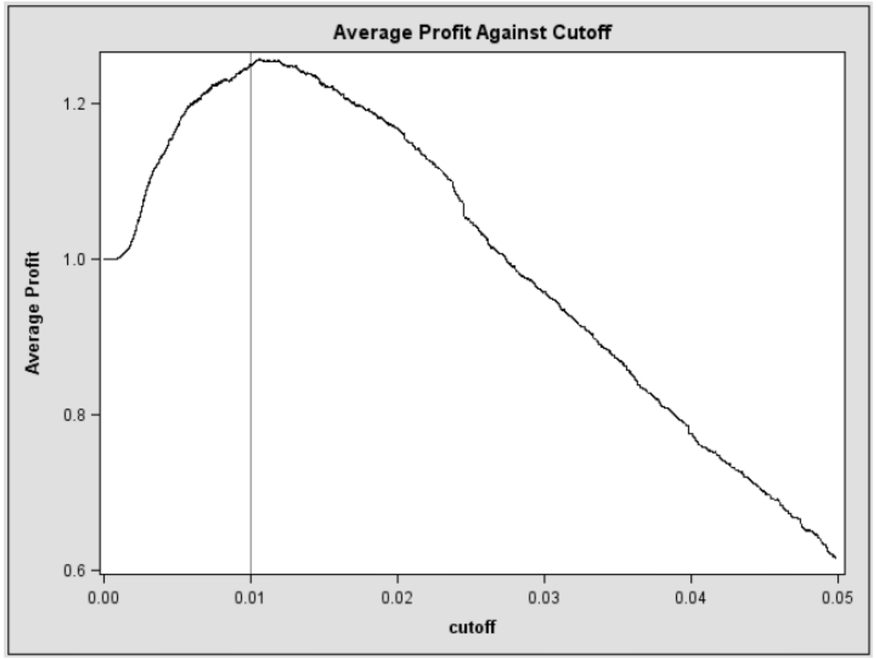
O ponto de corte ótimo é aquele que gera o maior lucro

Estudo de Caso
Matrix de Custo e Curva de Lucro no Python

Parte 3: Calcular o lucro para um ponto de corte específico
Calcular o lucro para vários pontos de corte

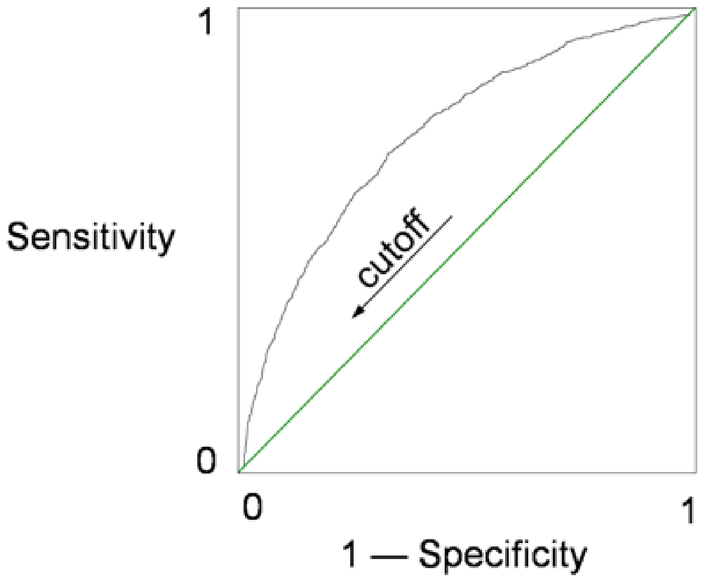
Curva Lucro

- A **Curva de lucro** mostra a rentabilidade estimada associada ao uso de um modelo de mineração.
- Por exemplo: para um modelo que prediz quais clientes uma empresa deve entrar em contato em um cenário de negócios. Nesse caso, ao adicionar à tabela de lucros informações sobre o custo da condução da campanha é possível ver o lucro estimado se os clientes estiverem corretamente segmentados, em comparação com os clientes que são contatados aleatoriamente.

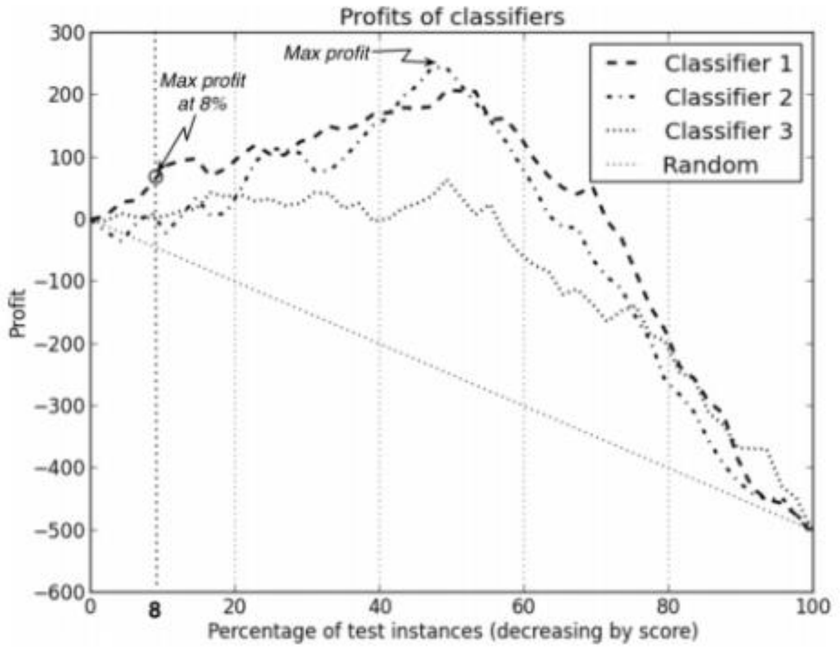


Comparação: ROC X Curva Lucro

- A Curva ROC plota a sensibilidade versus (1-especificidade) para “todos” os pontos de corte.
  - O ponto de corte ótimo pode ser obtido tomando o máximo valor da curva ROC



- A Curva de lucro utiliza “todos” os pontos de corte para calcular os possíveis lucros
  - O ponto de corte ótimo pode ser obtido tomando o máximo valor da curva de Lucro



Estudo de Caso
Matrix de Custo e Curva de Lucro no Python

Parte 4: Plotar a curva de lucro versus a probabilidade

Estudo de Caso
Matrix de Custo e Curva de Lucro no Python

Parte 5: Automatizar o processo de geração das curvas de lucro para o ajuste de vários tipos de modelos

Desafio
Matrix de Custo e Curva de Lucro no Python

1. Ajustar um modelo para classificação
2. Definir a matriz de custo
3. Calcular o lucro para varios pontos de corte
4. Plotar a curva de lucro
4. Ajustar outros modelos
5. Plotar as curvas de lucro de cada modelo e selecionar o que fornece maior lucro

DÚVIDAS?!

Obrigada

Cristiane Rodrigues

crisrodrigues_27@hotmail.com