

T

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

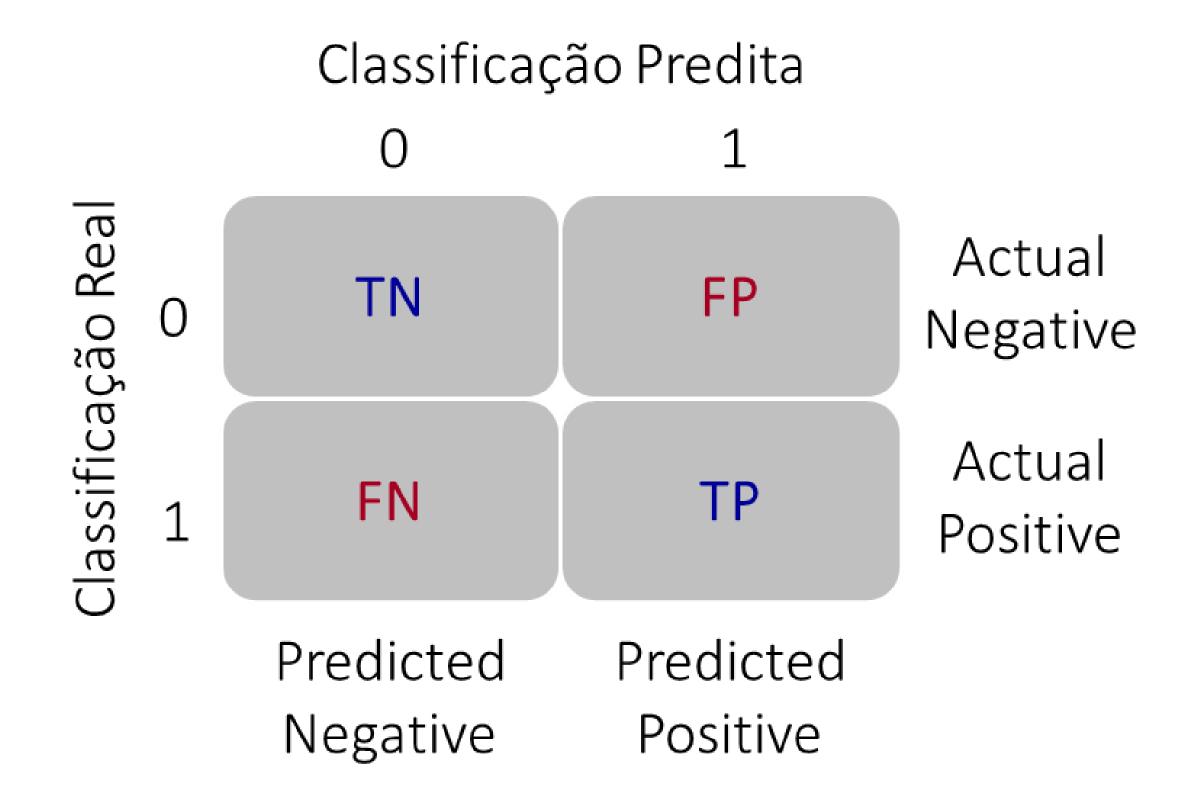


Índice

- 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

• Missclassification =
$$\frac{FP+FN}{Total\ de\ casos}$$
 (% de erros)

• Acurácia =
$$\frac{TN+TP}{Total \ de \ casos}$$
 (% de acertos)

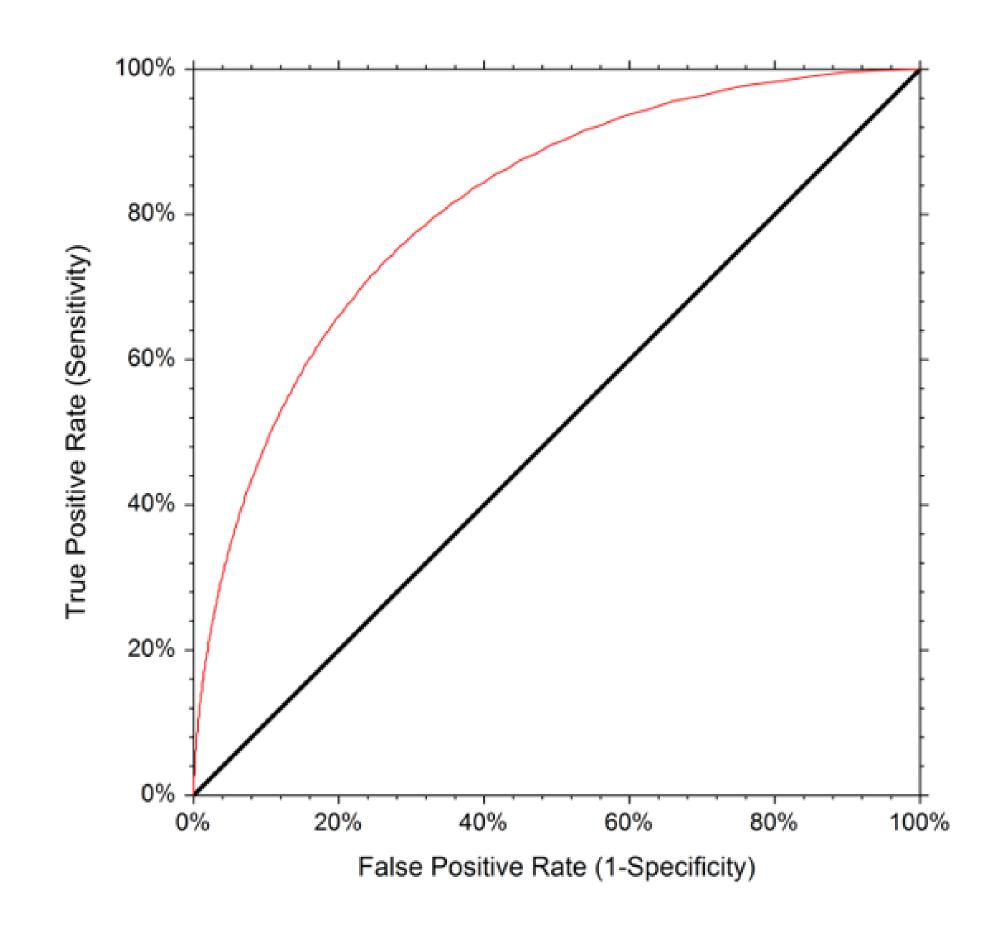
• Sensibilidade =
$$\frac{TP}{TP+FN}$$

•
$$Especificidade = \frac{TN}{TN+FP}$$

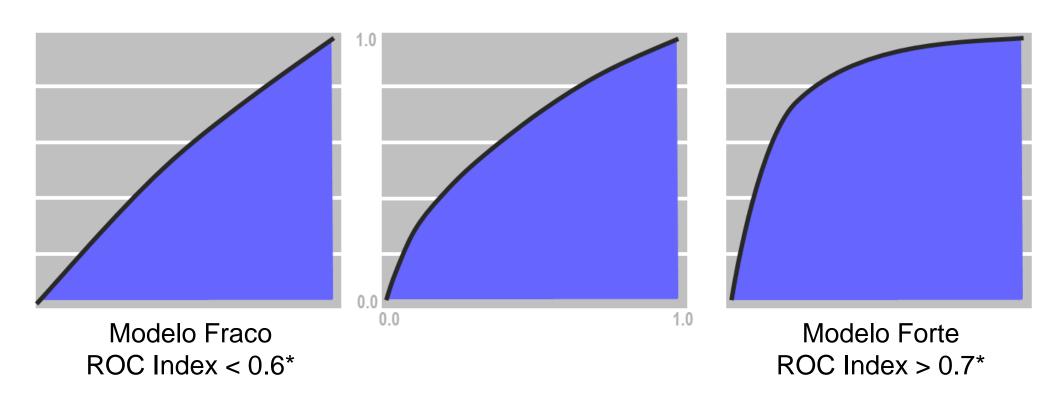


Revisão: Curva ROC

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).



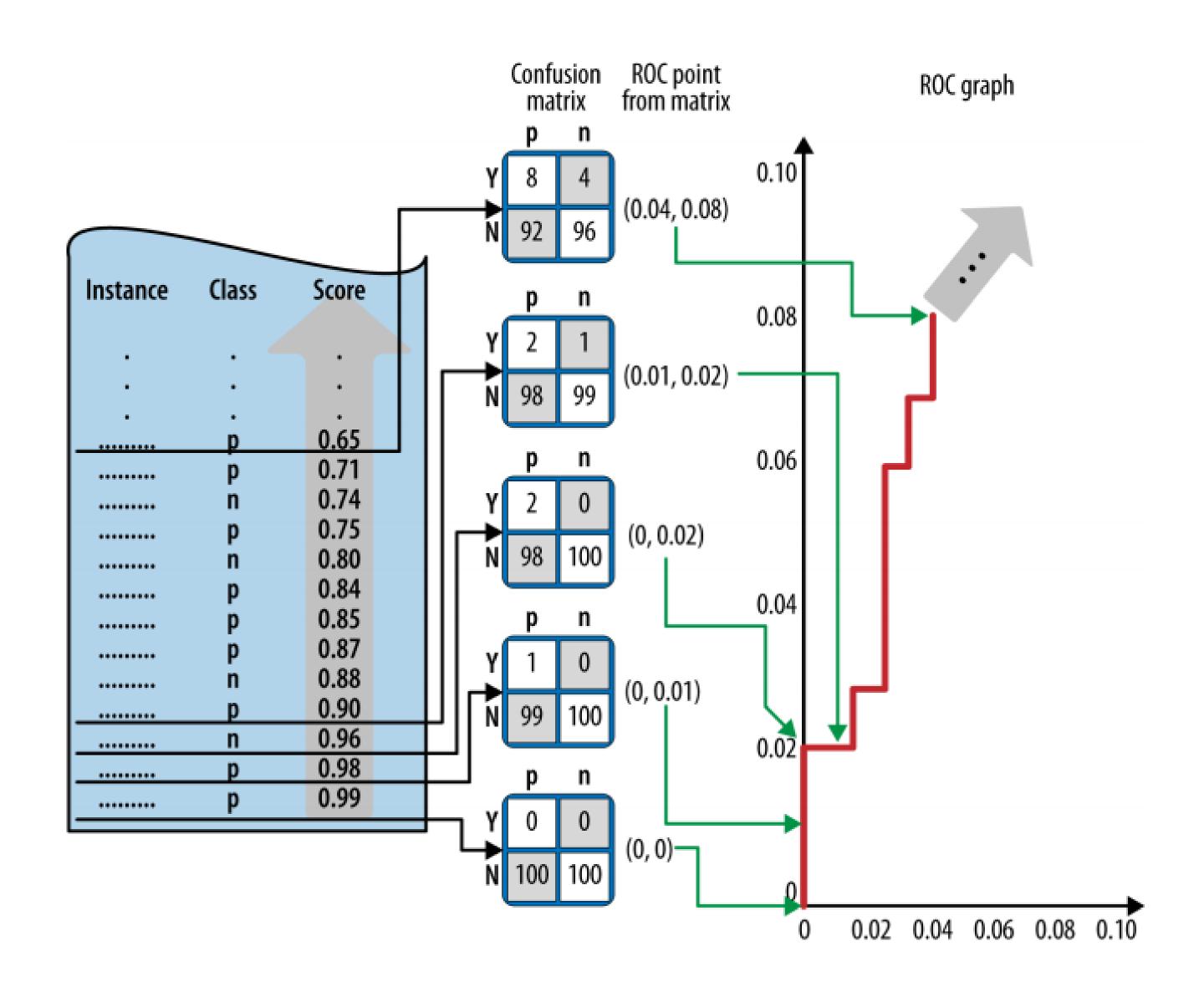
Quanto maior a área sob a curva melhor é o modelo ajustado



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



Revisão: Curva ROC - Construção



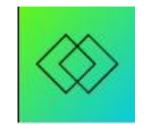


Estudo de Caso Matrix de Custo e Curva de Lucro no Python

Fonte da dados: kaggle

Link: https://www.kaggle.com/kost13/us-income-logistic-regression/data

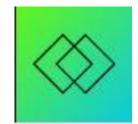
Resumo: Dados do Censo Americano referentes a renda dos cidadãos e variáveis explicativas como Idade, Educação, raça, as quais podem influenciar nessa renda. **Objetivo**: Ajustar um modelo para prever a renda da cidadão americano (<=50k-0, >50k-1), definir a matriz de custos e plotar a curva de lucro.





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





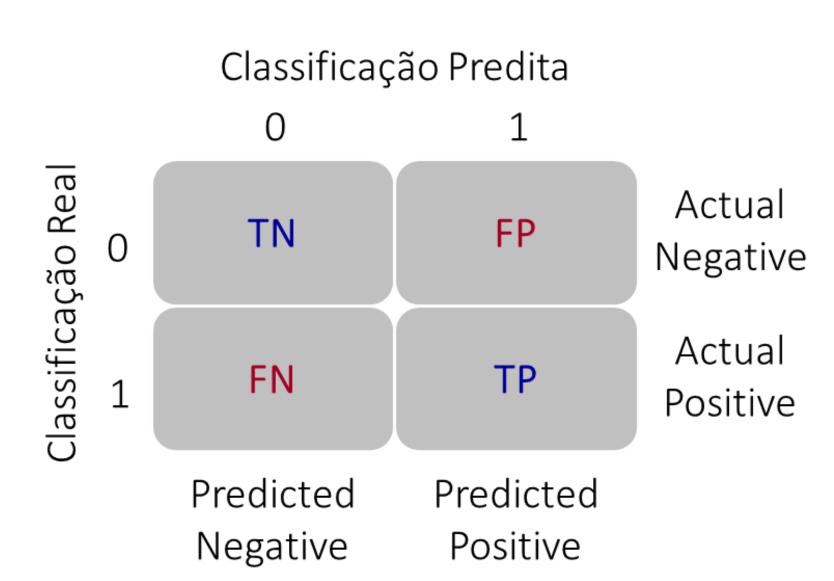
Motivação

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".



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

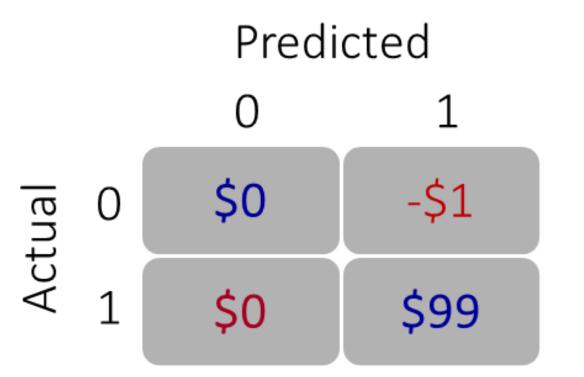
• Você pode atribuir pesos aos erros de classificação especificando uma matriz de custos.



Exemplos – erros com pesos diferentes

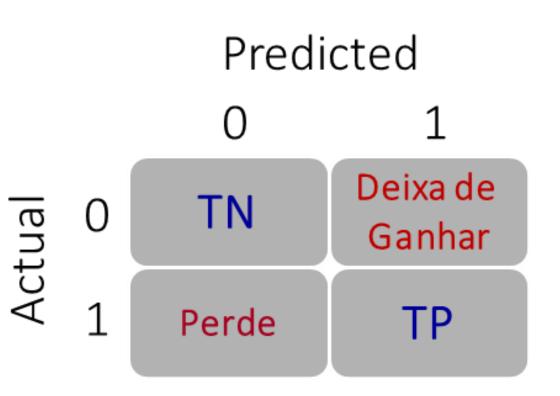
Marketing:

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

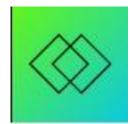


Credit Scoring:

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

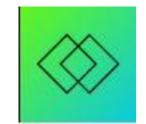


Ideia: Utilizar o fato dos erros terem pesos diferentes, ponderar essas diferenças e calcular qual o melhor retorno para o problema abordado.



Valor Esperado (VE)

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



- 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.



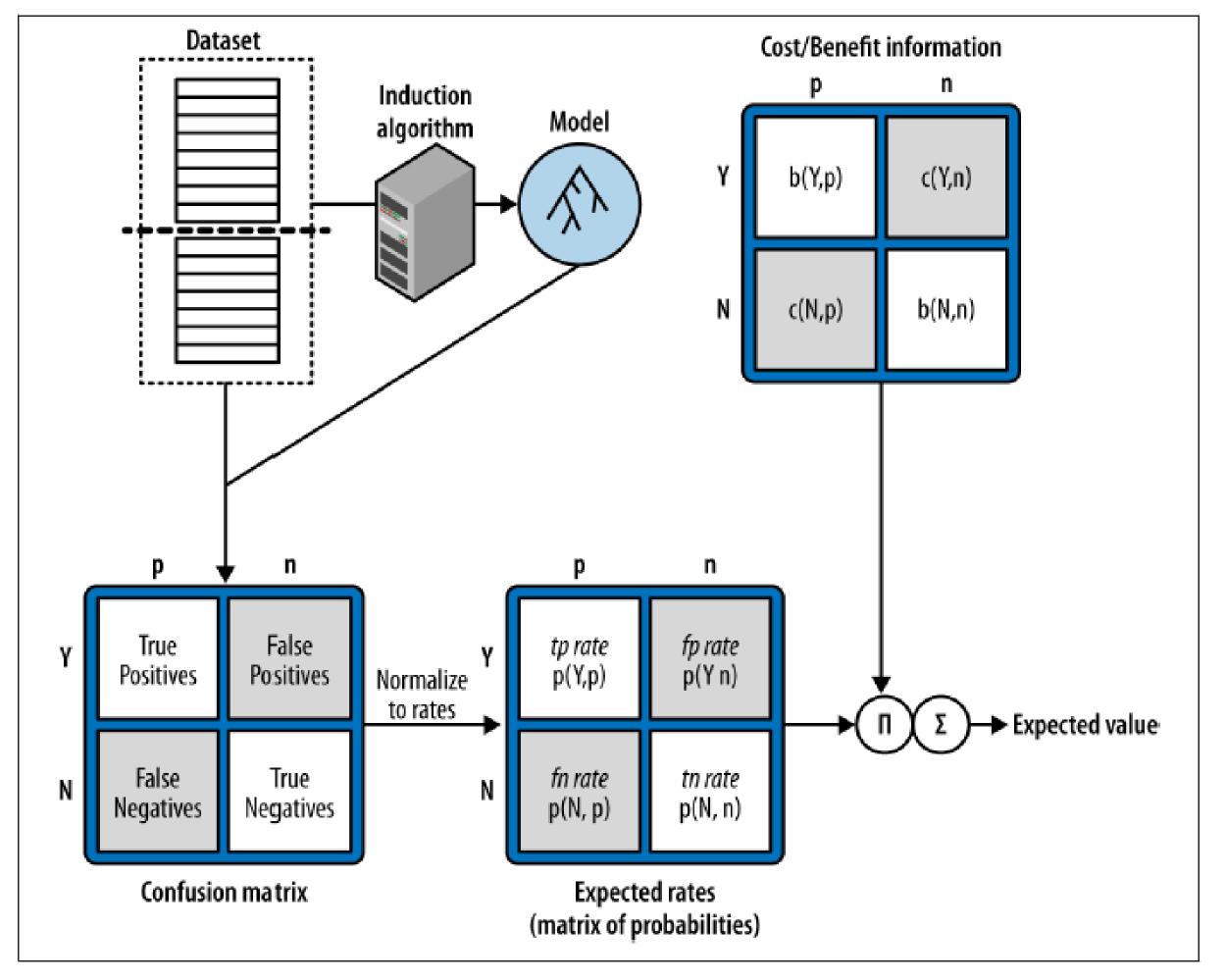
- O valor esperado fornece uma estrutura para a realização da análise. Especificamente, vamos calcular o benefício esperado (ou custo) de segmentação do consumidor x
- Beneficio esperado = p(x) * v(x) + (1 p(x))*vn(x) v(x) e vn(x): determinado pelo negócio v(x) = 99 e vn(x) = -1
- VE = P(x)*\$99 (1 p(x))*\$1 > 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.



- 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.



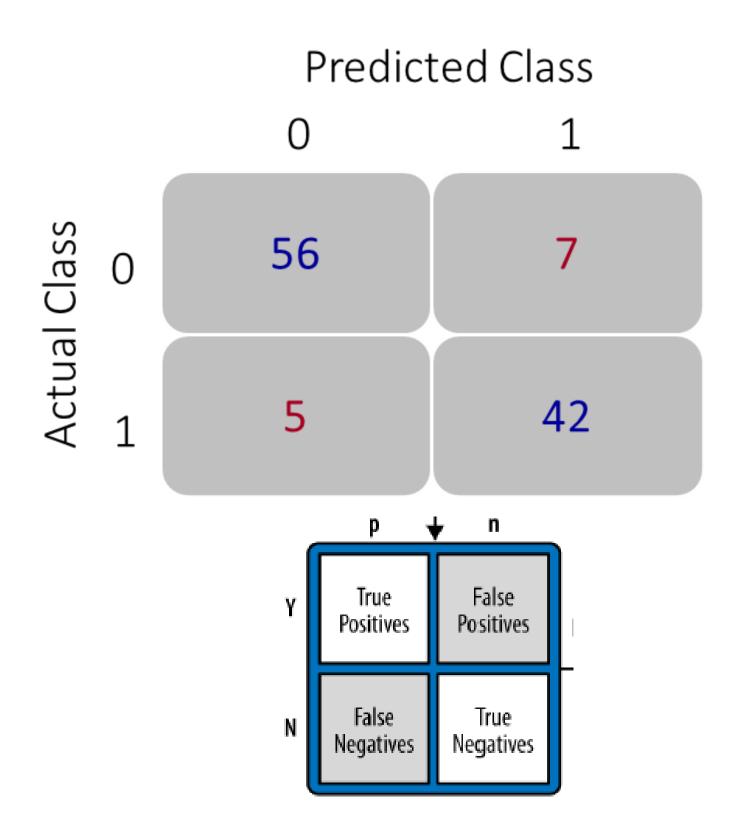
 Qual é a probabilidade associada à combinação particular de um consumidor que está previsto para comprar o produto mas na verdade não compra?

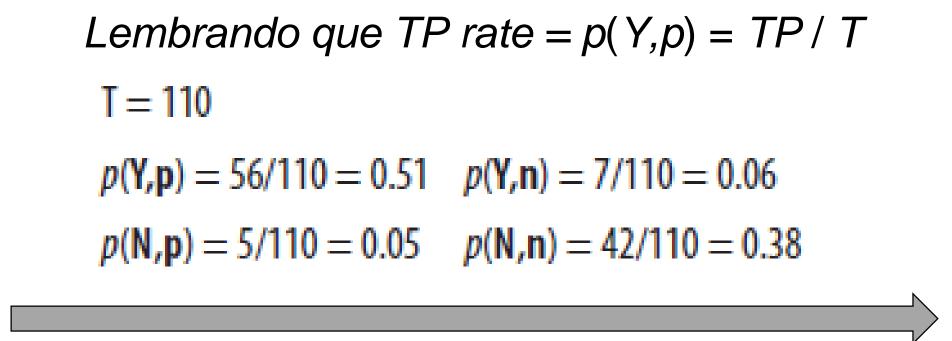




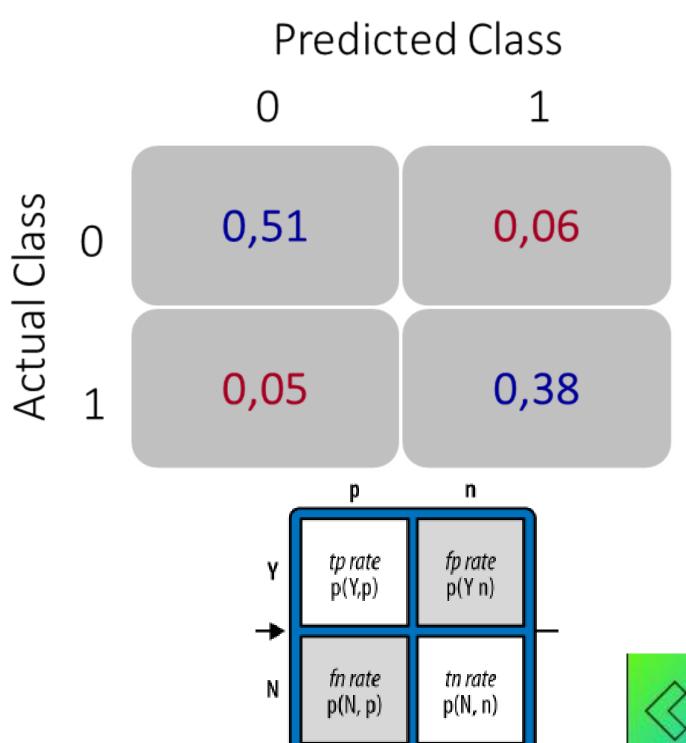
 Dada a matriz de confusão, obtida do modelo ajustado, vamos calcular as taxas esperadas, ou seja, a matriz de probabilidades

Matriz de Confusão



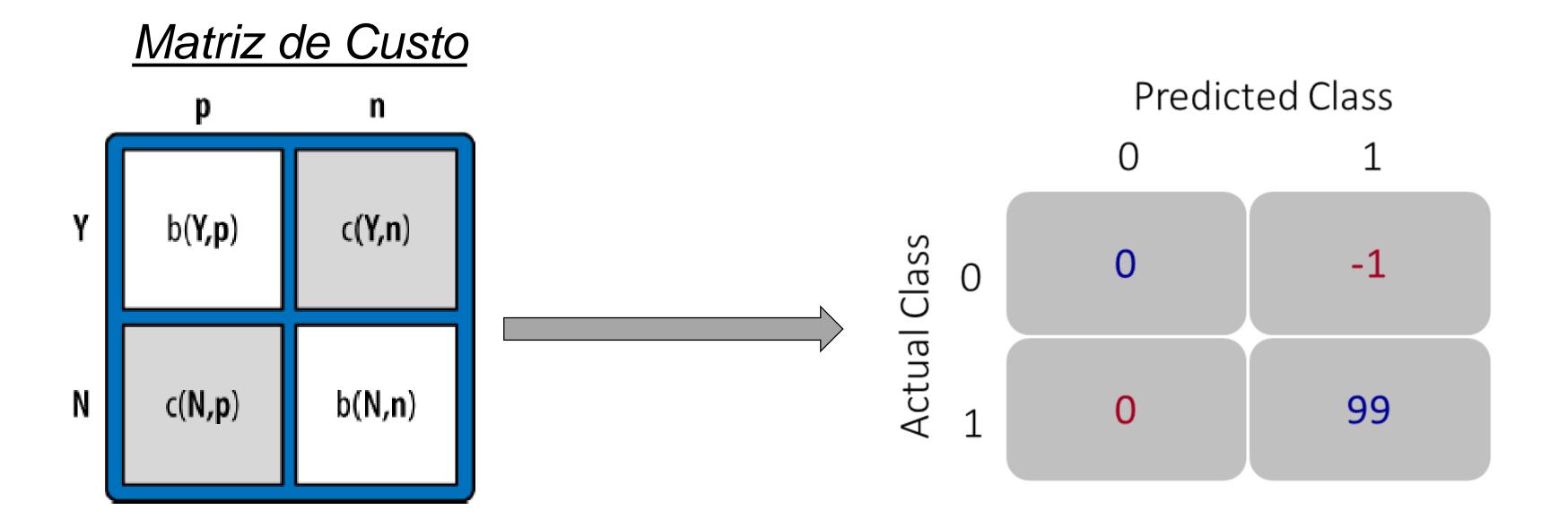


Taxas Esperadas





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





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).
 - Por exemplo: Um caso de fraude custa R\$1.000 em média
 - O benefício da captura de fraude é + R\$1.000 e o custo da falta é R\$1.000
 - Se pensássemos assim a melhoria em benefício seria 1000 (-1000) = 2000 isso indica contagem dupla
 - O correto é colocar o benefício da captura igual a R\$1.000 e o custo da falta igual a 0 ou colocar o custa da falta como –R\$1.000 e o beneficio da captura como 0.

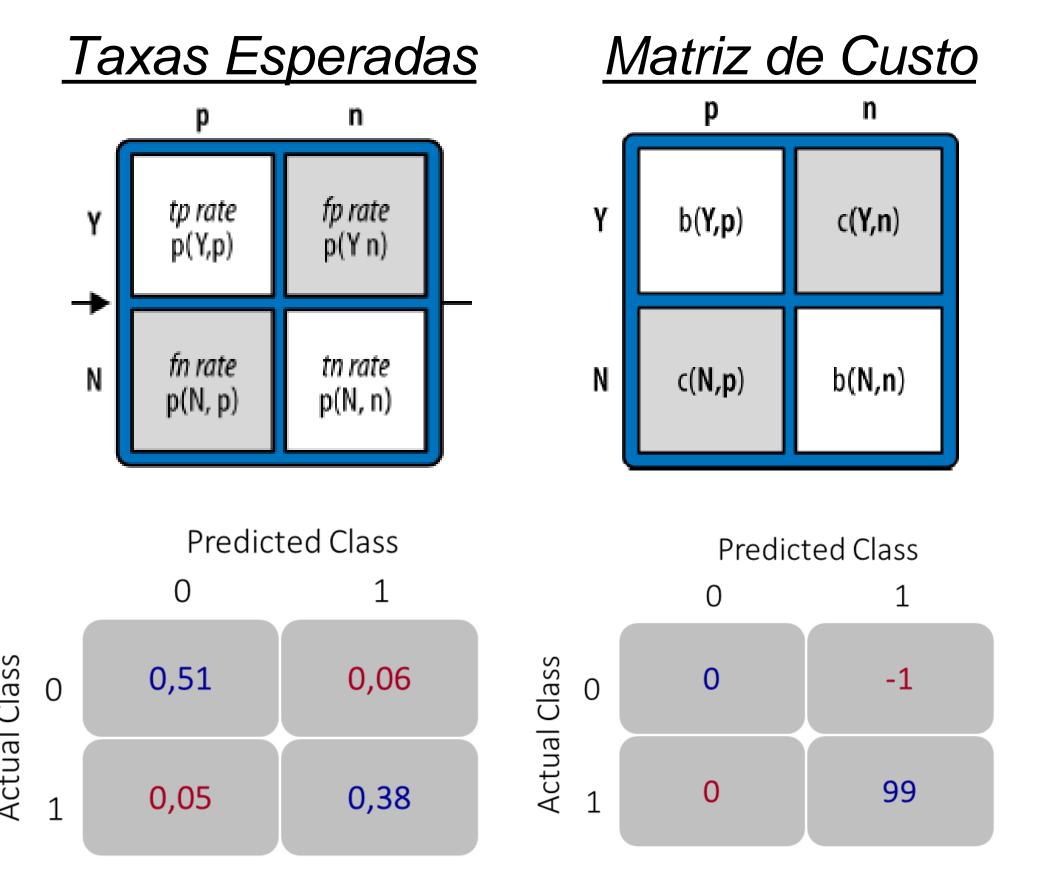


Estudo de Caso Matrix de Custo e Curva de Lucro no Python

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



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



Lucro Esperado =
$$p(Y,p) * b(Y,p) + p(Y,n) * c(Y,n) + p(N,p) * c(N,p) * c(N,p) + p(N,n) * b(N,n)$$

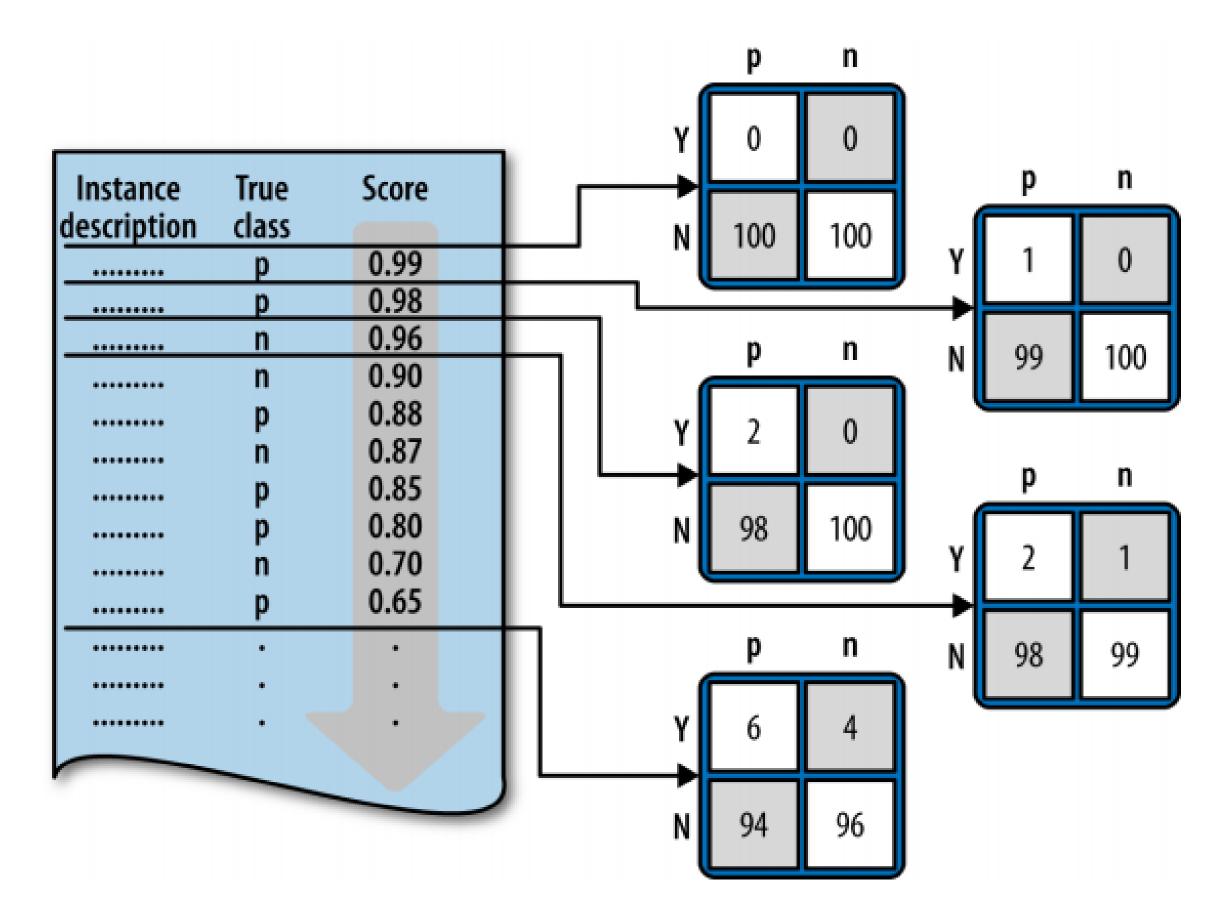
Lucro Esperado =
$$0.51 * 0 + 0.06 * (-1) + 0.05 * 0 + 0.38 * 99$$

= 37.56

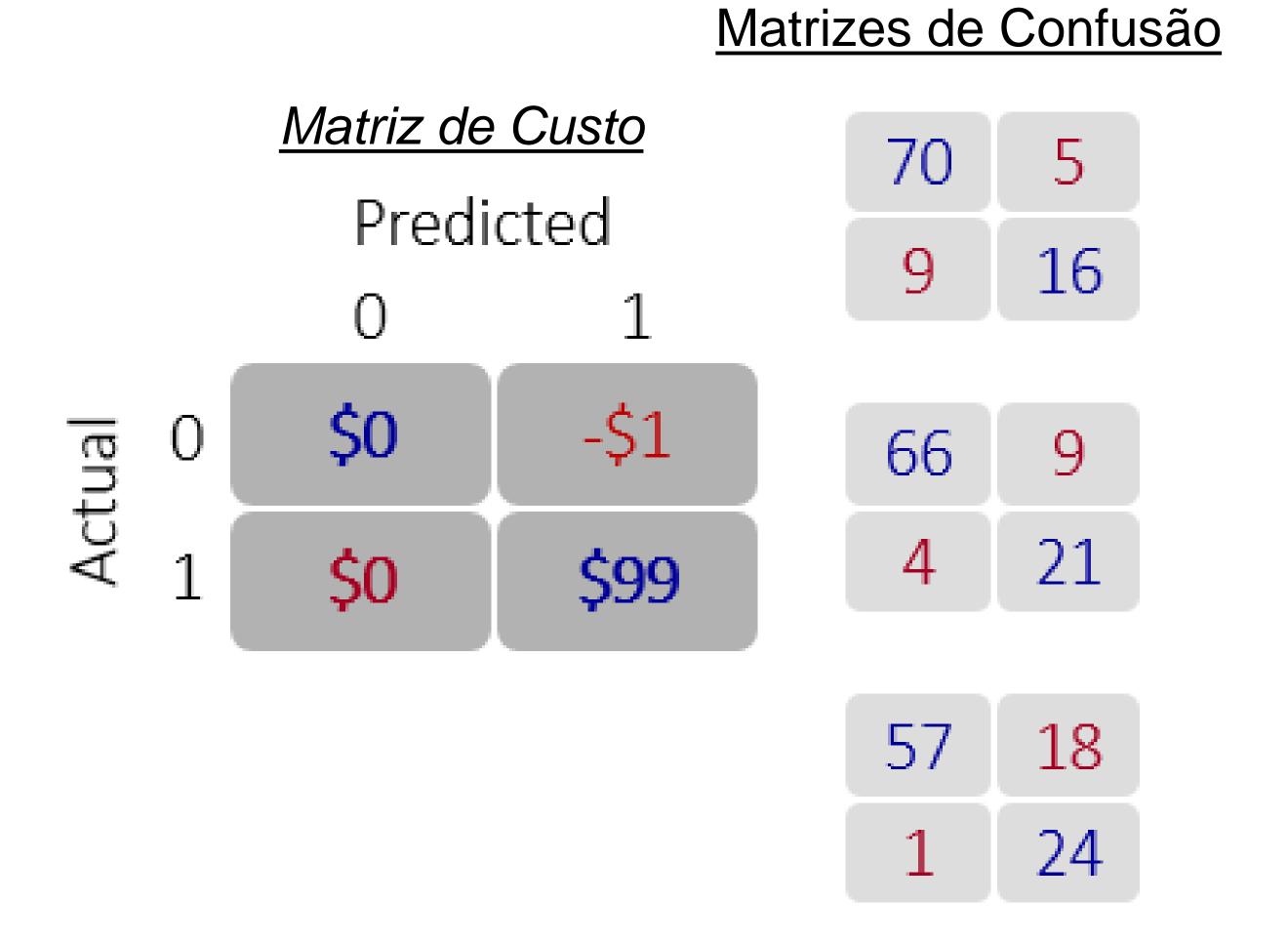


Para cada matriz de confusão, ou seja, para cada ponto de corte, dado uma matriz de custo, temos um lucro esperado.

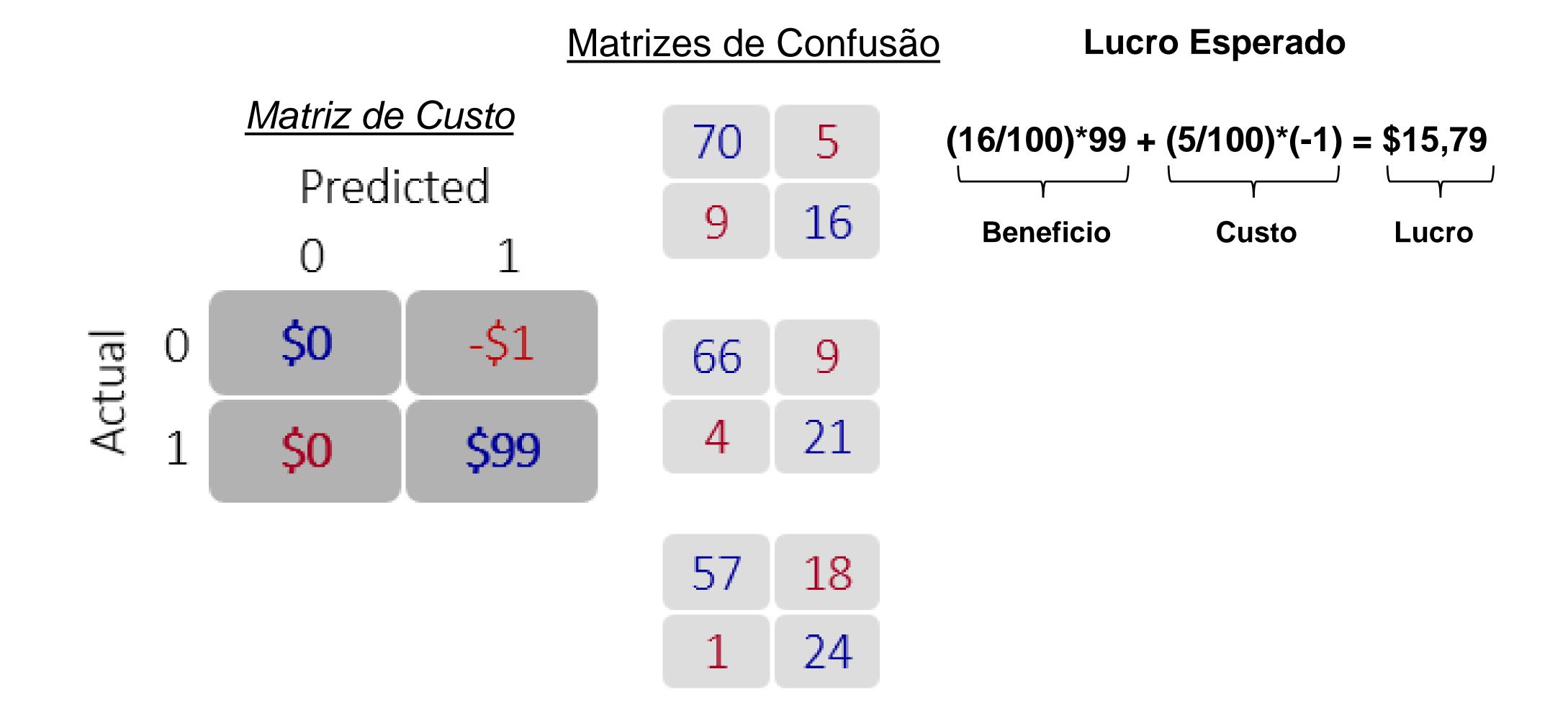
Como podemos, a partir do lucro esperado, determinar qual o melhor ponto de corte?



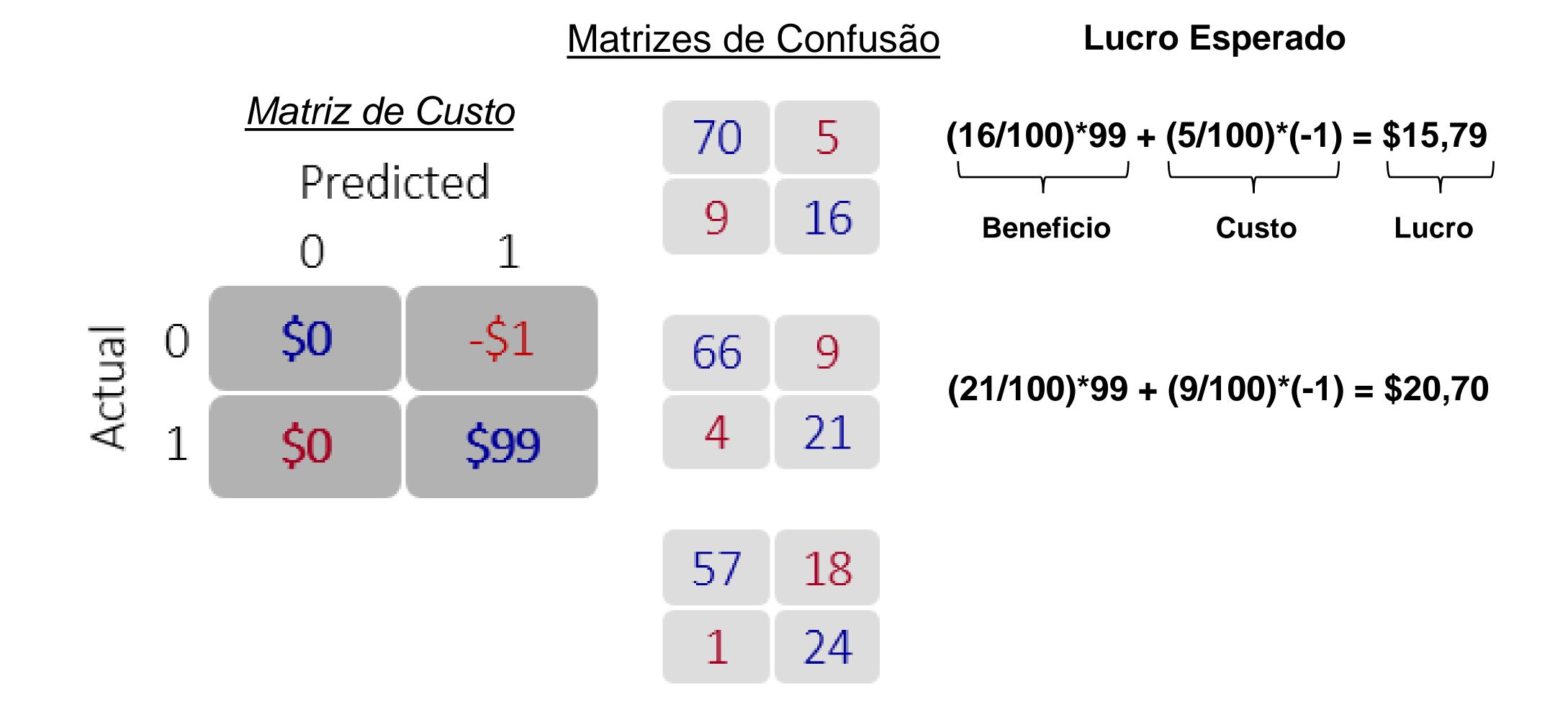




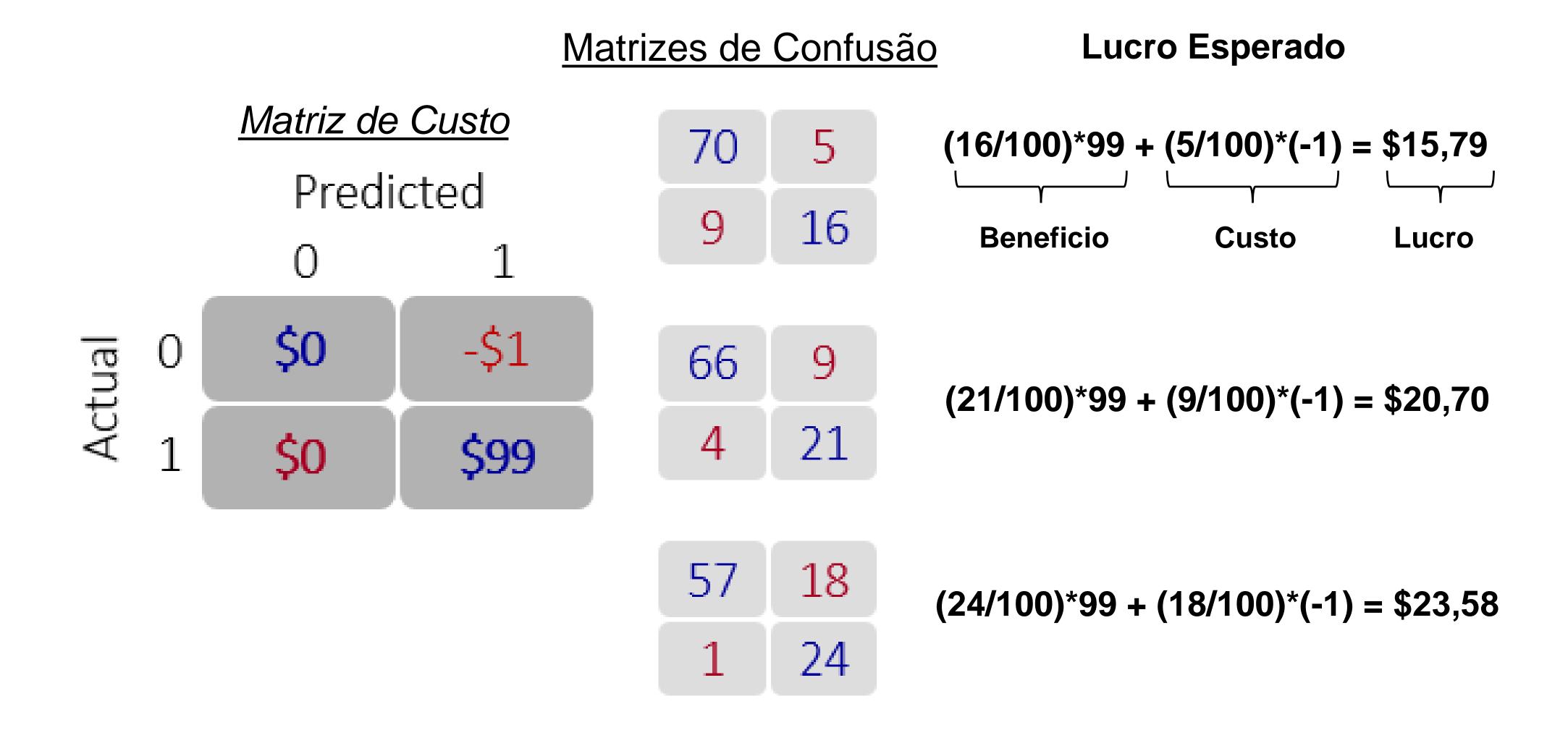




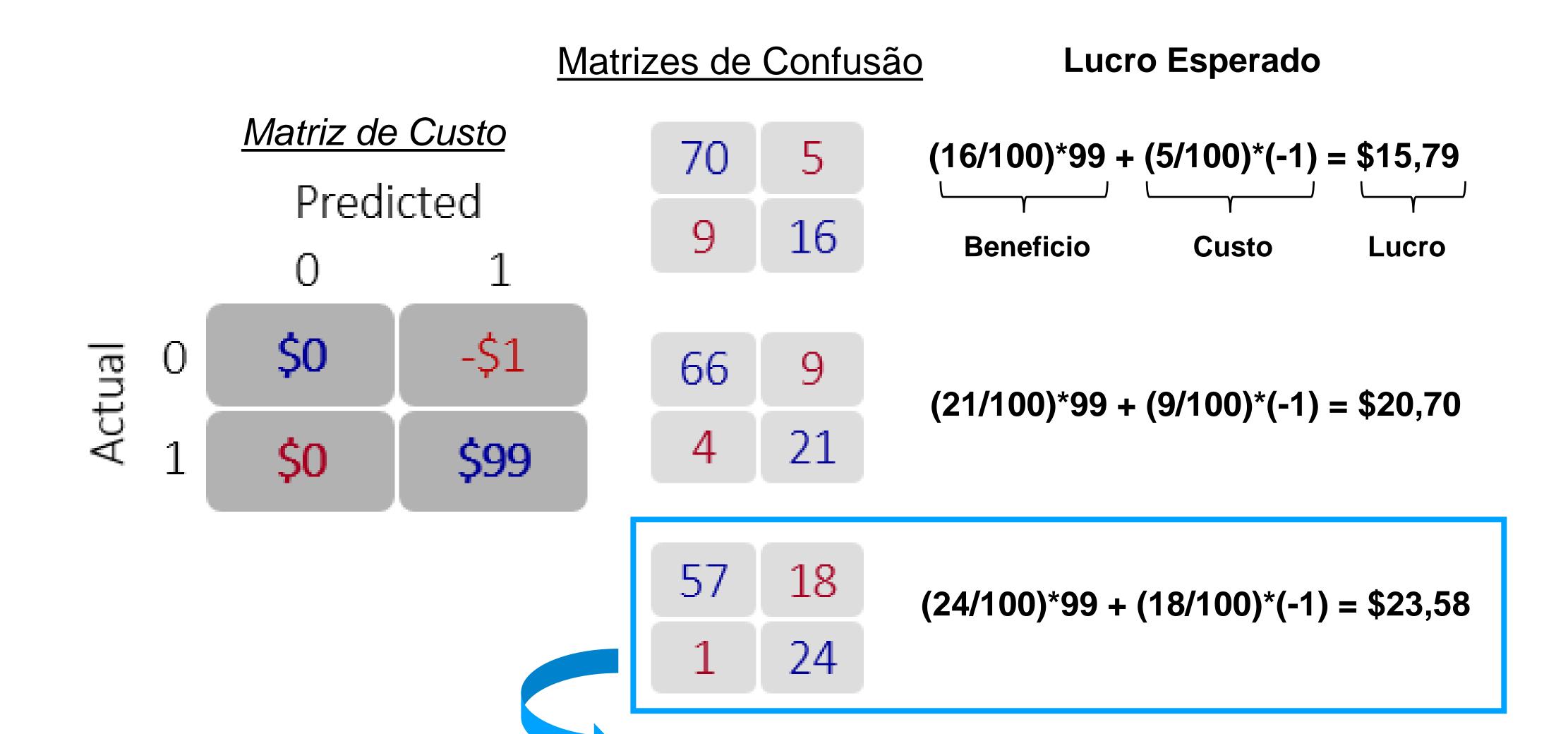












O ponto de corte ótimo é aquele que gera o maior lucro

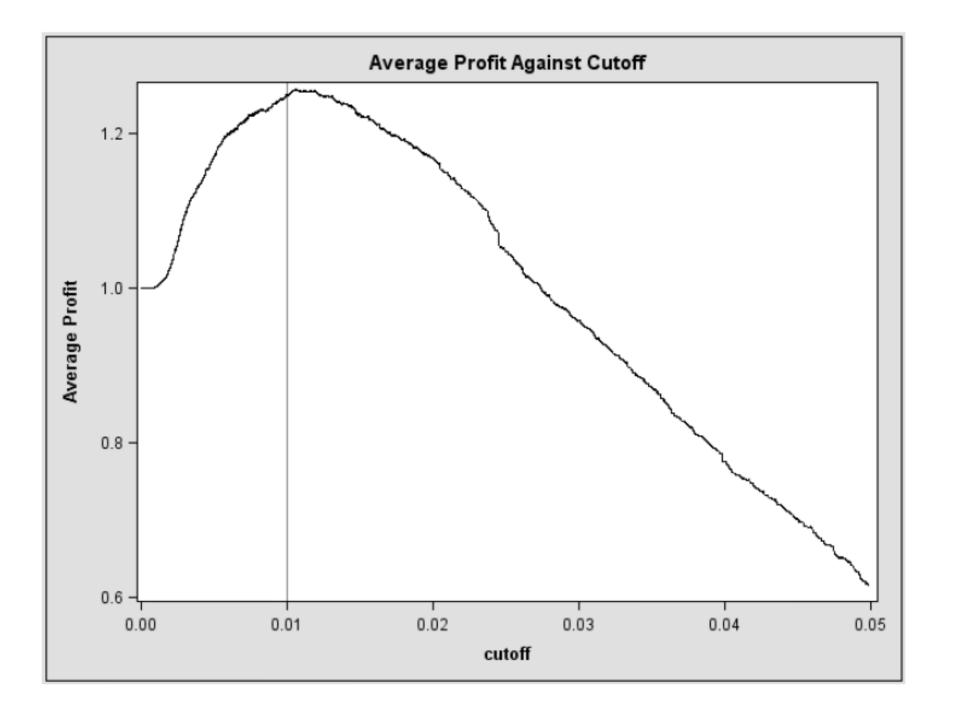
Estudo de Caso Matrix de Custo e Curva de Lucro no Python

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.

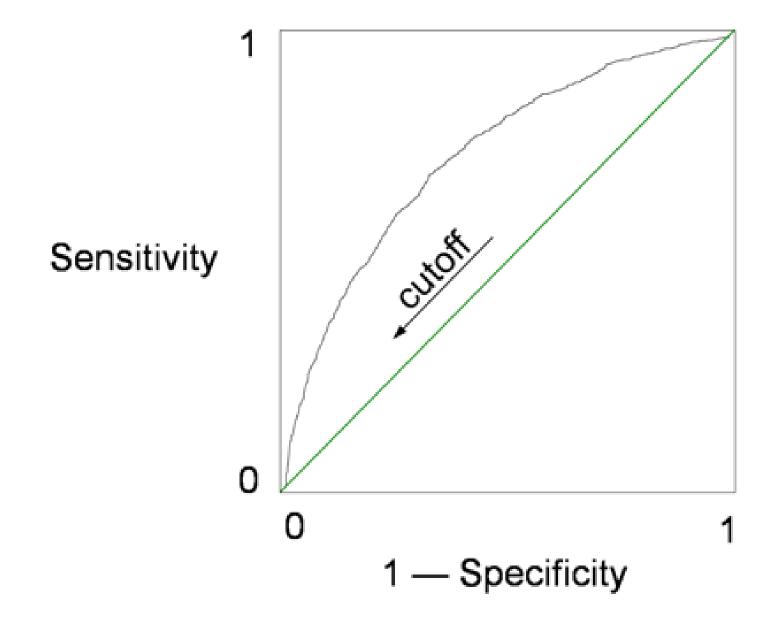




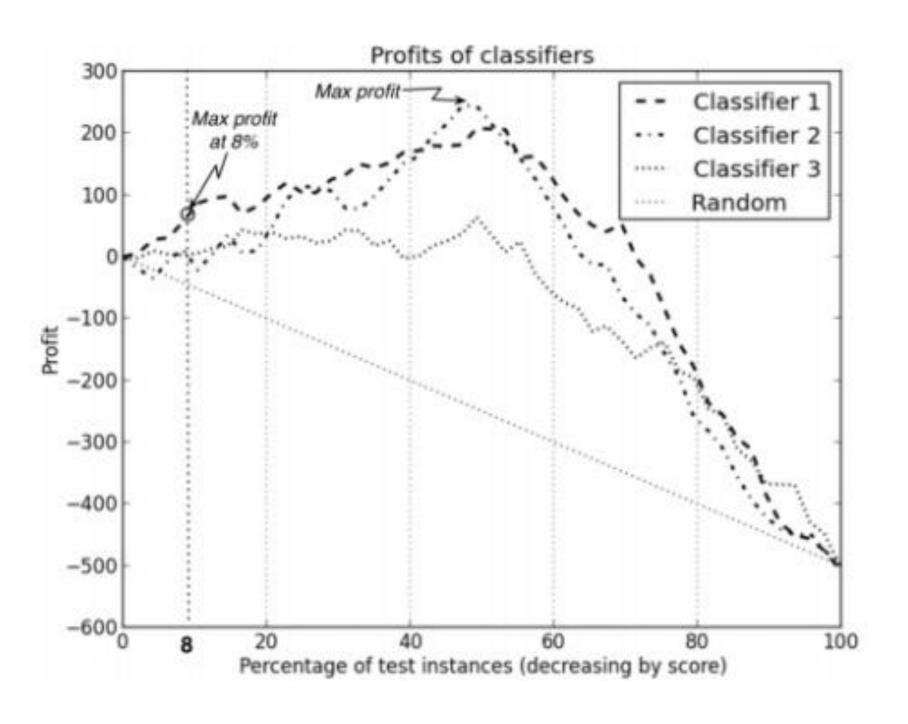


Comparação: ROC X Curva Lucro

- A Curva ROC plota a sensibilidade versus (1especificidade) 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







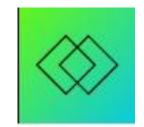
Estudo de Caso Matrix de Custo e Curva de Lucro no Python

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

