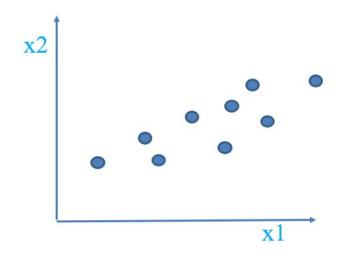
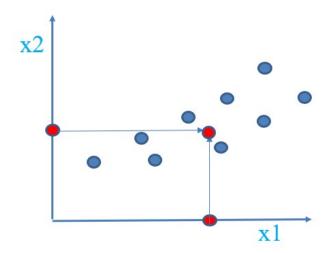
Redução de Dimensionalidade – PCA e LDA

Prof. Gustavo Willam Pereira



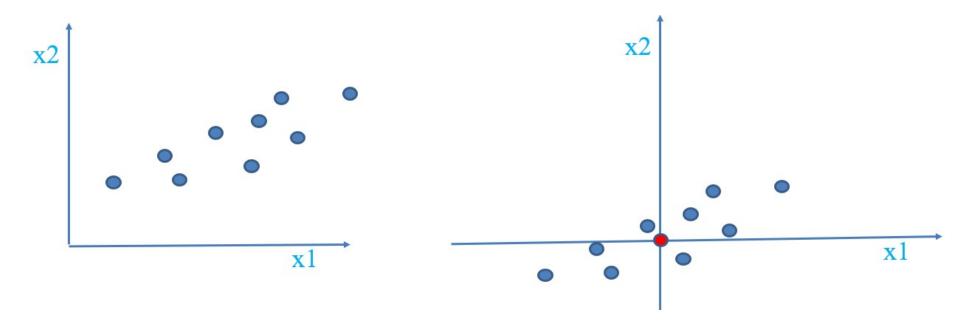
- Considere um modelo de ML com 2 variáveis (X1, X2).
- Considere agora a média desses 2 valores de X1 e X2. E plotando o ponto médio no gráfico.





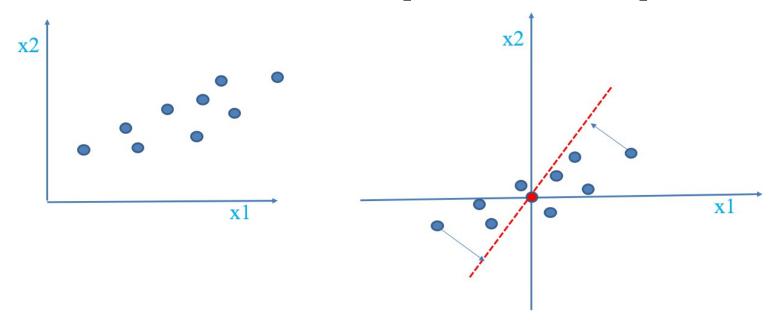


• Considere agora deslocar esses dados para a origem considerando média zero para X1 e X2





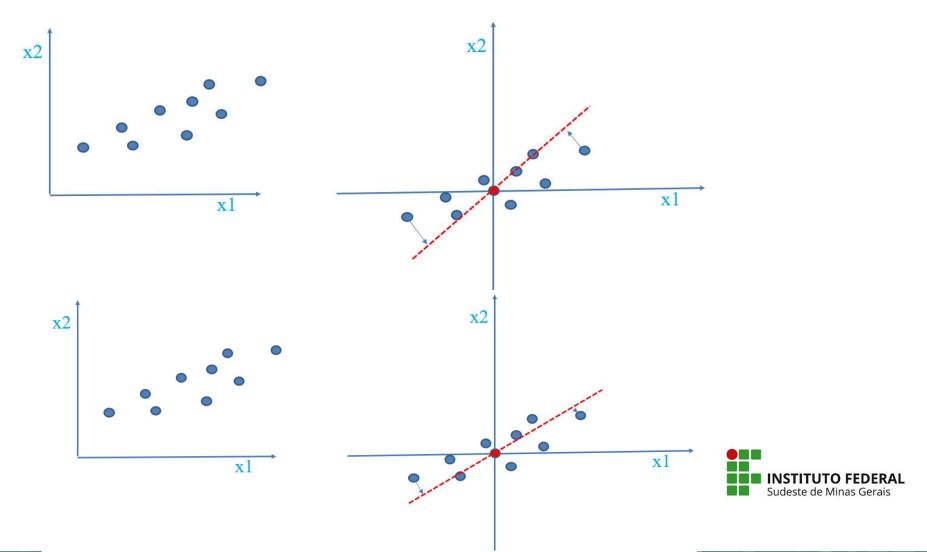
• Vamos criar um modelo linear passando entre os pontos do gráfico.



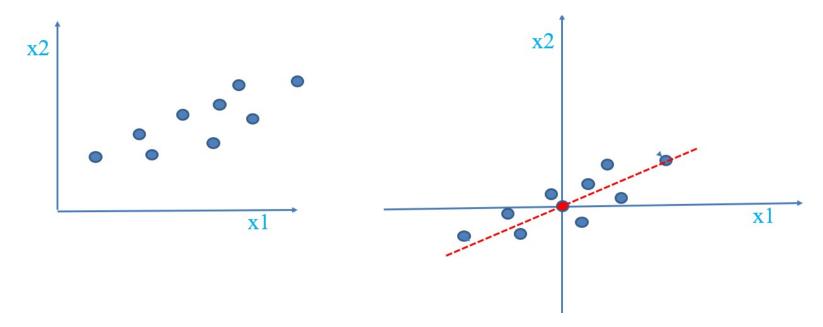
• Projetando as distâncias de todos os pontos até a reta poderíamos obter os desvios (erros).



 Minimizando as distâncias entre os pontos do gráfico e a reta teríamos.



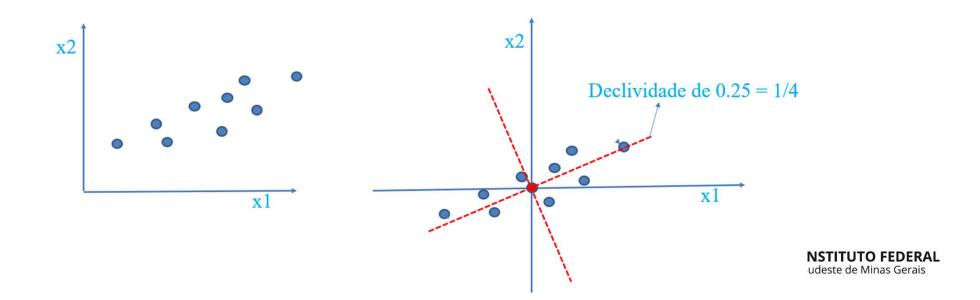
• Minimizando as distâncias entre os pontos do gráfico e a reta teríamos.



 Minimizando as distâncias até encontrar a distância mínima para os pontos.

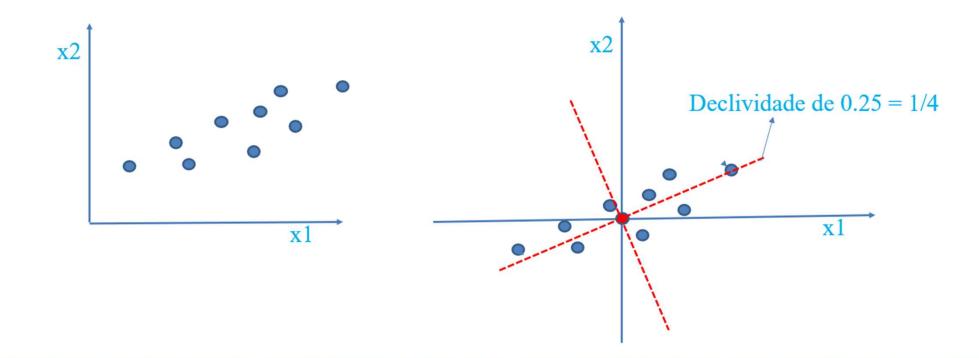
- Imagine que a declividade seja de 0,25.
- Ou seja para cada unidade deslocada na X1 eu teria que deslocar 0,25 unidades na X2.
- Poderíamos ter uma nova variável PC1, que é uma combinação linear entre X1 e X2

Pc1 = 4.x1 + 1.x2 (combinação linear)

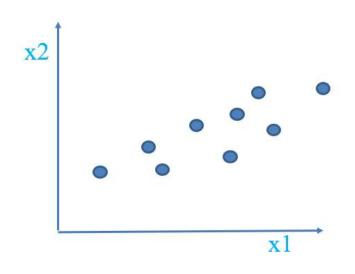


- Veja que PC1 explica uma determinada variação do modelo.
- Poderíamos ter um outro modelo linear (uma reta perpendicular a PC1), que explicaria uma certa variabilidade entre as variáveis X1 e X2.

Pc1 = 4.x1 + 1.x2 (combinação linear)

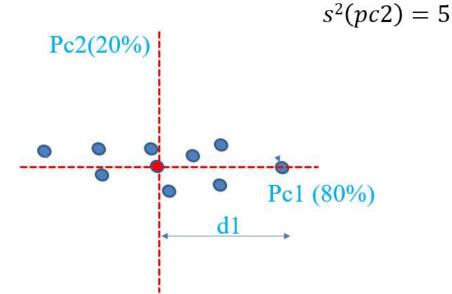


 Poderíamos eliminar X1 e X2 e plotar o gráfico em função de PC1 e PC2.



$$s^{2} = \frac{\sum_{i=1}^{N} (X - \overline{X})^{2}}{N - 1}$$

$$s^{2}(pc1) = \frac{d1^{2} + d2^{2} \dots}{n - 1} = 20$$



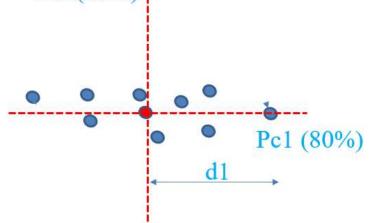


- Veja que 80% da variabilidade dos dados estão sendo explicados pela PC1 e 20% pela PC2.
- Para calcular essa variabilidade utilizando a variância (Est. I).
- Como a média é zero (ponto vermelho), poderíamos eliminar X

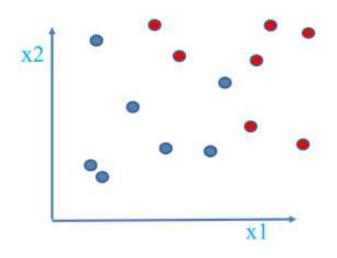
$$s^{2} = \frac{\sum_{i=1}^{N} (X - \overline{X})^{2}}{N - 1}$$

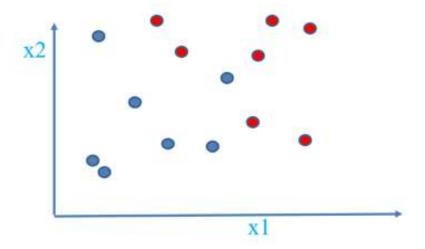
$$s^{2}(pc1) = \frac{d1^{2} + d2^{2} \dots}{n - 1} = 20$$





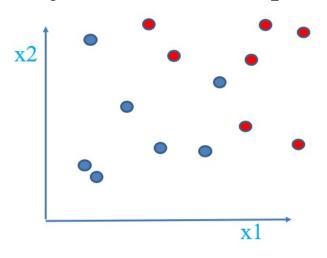
• Semelhante a PCA, entretanto na LDA temos conhecimento das classes (Y), enquanto que na PCA não temos conhecimento das classes. Então a PCA é não supervisionado enquanto que a LDA e supervisionado.

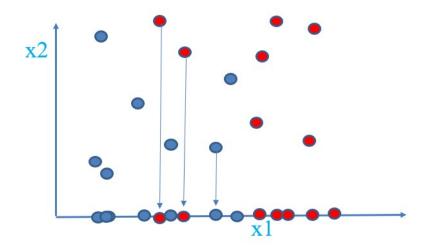






Projetando todos os pontos na X1 teríamos.

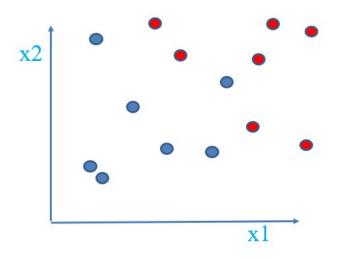


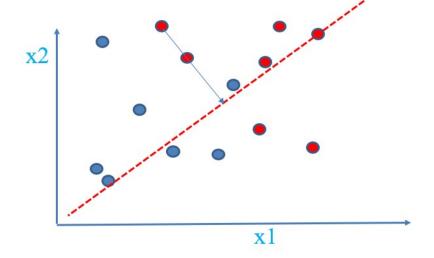


- E se quiséssemos separar (descriminar) estes dados ? Separando as classes vermelhas das azuis.
- Escolhendo um liminar, teríamos uma taxa de erro, pois não seria possível separar todas as vermelhas das azuis.



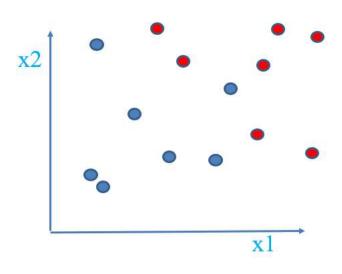
• Mas se fizéssemos diferente, traçando um modelo linear (combinação linear) como o objetivo de maximizar a descriminação das classes ?

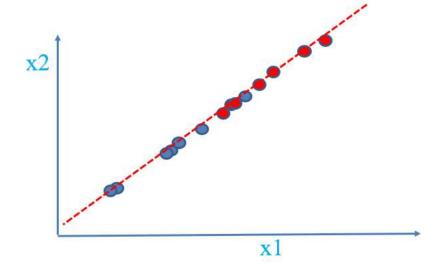






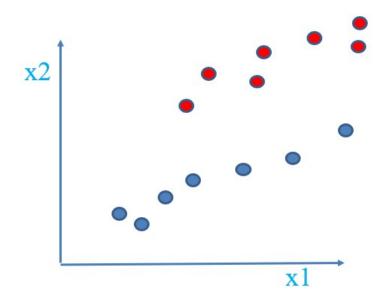
• Veja que agora teríamos apenas um erro ao descriminar as classes.

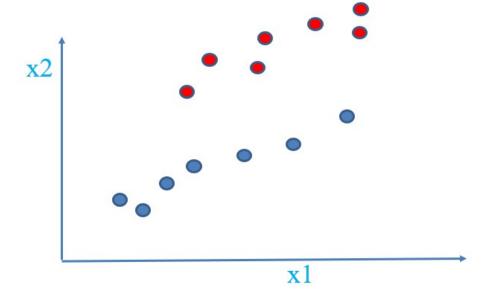






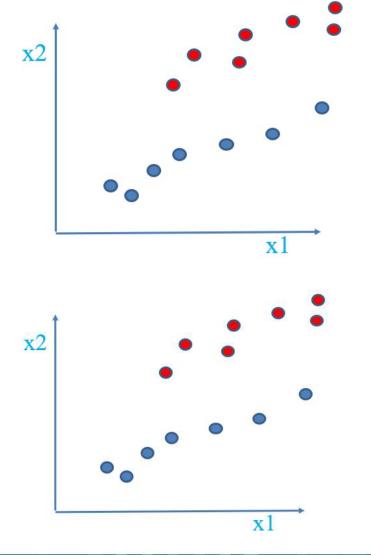
- Agora veja esses outro modelo.
- Como você definiria um modelo para descriminar as classes ?

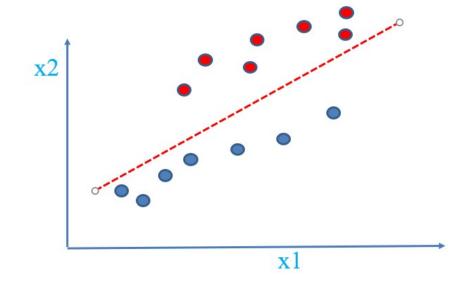


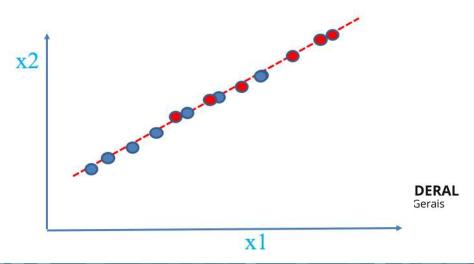




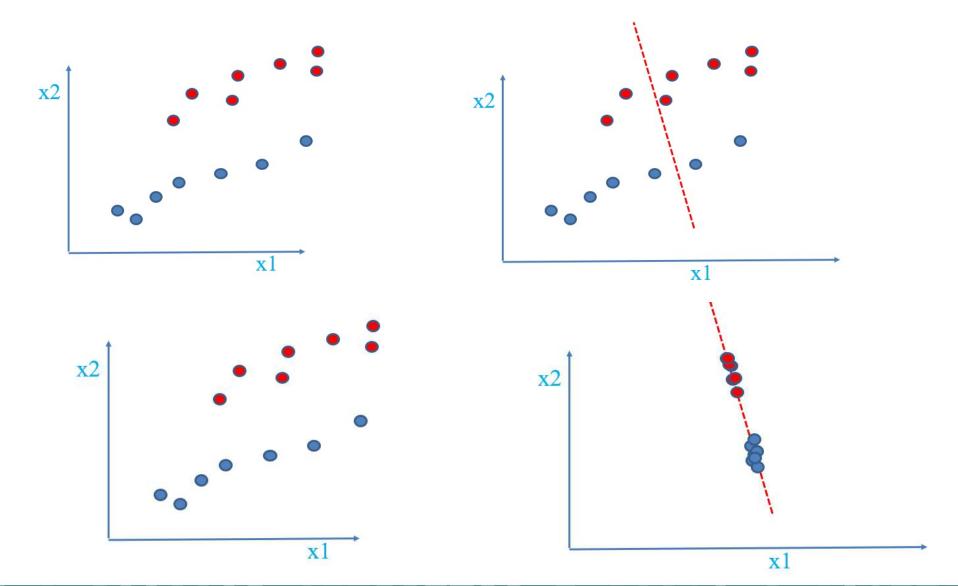
• Traçando uma reta nessa direção







Traçando uma reta nessa outra direção



PCA e LDA - Conclusões

- A PCA tem como objetivo gerar uma combinação linear entre as variáveis que vá em direção a máxima variância dos dados
- A LDA tem como objetivo gerar uma combinação linear entre as variáveis que permite ter a máxima separação (descriminar) entre as classes.
- Vamos agora ver um código Python para PCA e LDA



