

## Relatório RooFit.

*Professores:* Sandro Fonseca, Sheila Mara, Eliza Melo. *Nome:* João Pedro Gomes Pinheiro (jgomespi).

**Exercício baseado no Tutorial sobre o RooFit.**

Todos os exercícios descritos neste relatório estão disponíveis no repositório GitHub em:  
<https://github.com/jgomespi/RooFit>.

De tal forma que, para executar na sua máquina, basta executar:

```
1 git clone git@github.com:jgomespi/RooFit.git
2 cd RooFit
```

**Exercício 1:**

Vamos setar os parâmetros da gaussiana  $(x, \mu, \sigma)$  e, posteriormente, dada por:

$$f(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{x-\mu}{\sigma}\right)^2}$$

No RooFit, fazemos:

```
1 // Declaring the variables
2 RooRealVar x("x", "x", -10, 10);
3 RooRealVar mean("mean", "mean of gaussian", 0, -10, 10);
4 RooRealVar sigma("sigma", "width of gaussian", 1, 0.1, 10);
5 // Declaring the gaussian distribution
6 RooGaussian gauss("gauss", "gaussian PDF", x, mean, sigma);
```

Vamos gerar 1.000 pontos aleatórios que obedecem a distribuição de Gauss, fazendo:

```
1 // Creating 1000 random gauss points
2 RooDataSet *data1 = gauss.generate(x, 10000);
```

Agora vamos plotar os dados num *frame* e fitar a distribuição gaussiana aos dados:

```
1 // Declaring a frame
2 RooPlot *xframe1 = x.frame(Title("Gaussian pdf with data"));
3 // Plot the data and the gauss function on the frame
4 data1->plotOn(xframe1);
5 gauss.plotOn(xframe1);
6 // Fit the gauss function to the data
7 gauss.fitTo(*data1);
```

O mesmo procedimento pode ser feito com uma distribuição exponencial, dada por:

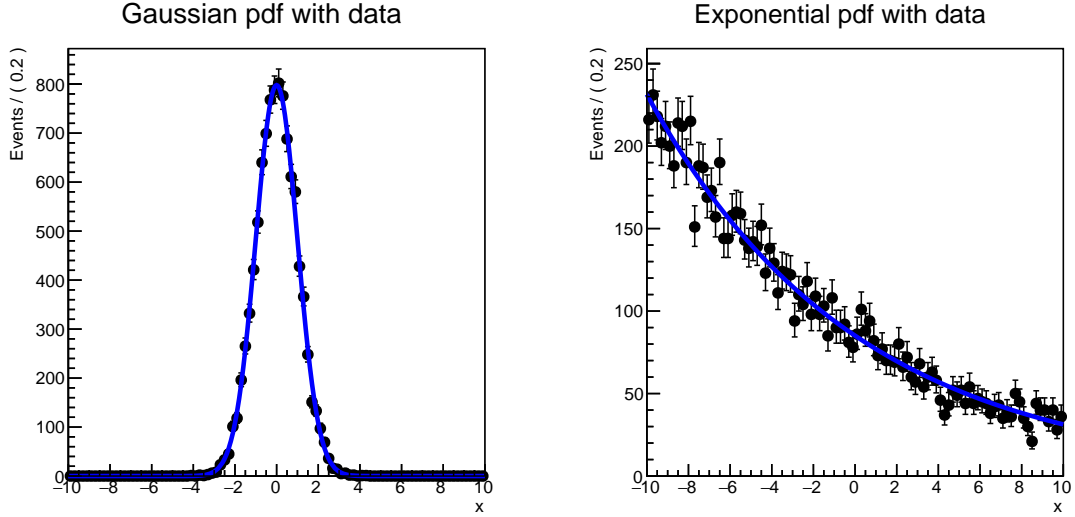
$$f(x) = Ae^{\lambda x}$$

Lembrando que o RooFit ajusta a constante de normalização aos dados automaticamente, basta definirmos, além do  $x$  já definido, a variável  $\lambda$ , ligada à inclinação da exponencial:

```
1 // Declaring lambda variable to the expo dist
2 RooRealVar lambda("lambda", "slope", -0.1, -5., 0.);
```

O processo seguinte é muito semelhante ao feito para a gaussiana, ou seja:

```
1 // Declaring the exponential distribution
2 RooExponential expo("expo", "exponential PDF", x, lambda);
3
4 // Creating 1000 random exponential points
5 RooDataSet *data2 = expo.generate(x, 10000);
6
```



```

7 // Declaring another frame
8 RooPlot *xframe2 = x.frame(Title("Exponential pdf with data"));
9 // Plot the data and the expo function on the frame
10 data2->plotOn(xframe2);
11 expo.plotOn(xframe2);
12 // Fit the expo dist to the data
13 expo.fitTo(*data2);

```

É interessante notar que, como setamos um valor inicial negativo para  $\lambda$ , a distribuição de pontos aleatória (e consequentemente a curva ajustada) será uma exponencial decrescente.

Vamos desenhar os plots num Canvas com os comandos a seguir:

```

1 TCanvas *c = new TCanvas("Exercise_1", "Exercise_1", 800, 400);
2 c->Divide(2);
3 c->cd(1);
4 gPad->SetLeftMargin(0.15);
5 xframe1->GetYaxis()->SetTitleOffset(1.6);
6 xframe1->Draw();
7 c->cd(2);
8 gPad->SetLeftMargin(0.15);
9 xframe2->GetYaxis()->SetTitleOffset(1.6);
10 xframe2->Draw();

```

Os resultados estão na Figura ??:

Este script está no Repositório GitHub e pode ser executado através de:

```

1 root -l exercise1.C

```

### Exercício 2:

Com base no RooDataSet chamado `data` presente no arquivo `DataSet_lowstat.root`, vamos ajustar a soma de uma distribuição Crystal Ball, representando a ressonância do  $J/\psi$ , com uma distribuição gaussiana, representando a ressonância do  $\psi(2S)$  e um polinômio para o fundo. Sabemos que a função Crystal Ball é dada por:

$$f(x) = N \begin{cases} e^{-\frac{x-\mu}{2\sigma^2}} & \text{for } \frac{x-\mu}{\sigma} > -\alpha \\ A \left( B - \frac{x-\mu}{\sigma} \right)^{-n} & \text{for } \frac{x-\mu}{\sigma} \leq -\alpha \end{cases}$$

sendo  $N$  uma constante de normalização e  $A$  e  $B$  dados por:

$$A = \left(\frac{n}{\alpha}\right) e^{-\frac{|\alpha|^2}{2}}$$

$$B = \frac{n}{|\alpha|} - |\alpha|$$

A distribuição do  $\psi(2S)$  deveria, a princípio, obedecer uma Crystal Ball. Mas, como podemos ver pela definição acima, a Crystal Ball é idêntica à distribuição gaussiana do seu lado direito. Como logo ao lado esquerdo do  $\psi(2S)$  temos a ressonância do  $J/\psi$ , podemos considerar, para o  $\psi(2S)$ , uma distribuição gaussiana.

Inicialmente, declaramos as PDFs, os parâmetros das PDFs e os atribuímos a elas:

```

1 // Declaring the mass variable
2 RooRealVar mass("mass", "mass", 2., 6.);
3
4 // Parameters of Crystall-Ball of J/Psi
5 RooRealVar meanJpsi("meanJpsi", "Mean of J/#psi", 3.1, 2.8, 3.2);
6 RooRealVar sigmaJpsi("sigmaJpsi", "Sigma of J/#psi", 0.3, 0.0001, 1.);
7 RooRealVar alphaJpsi("alphaJpsi", "Alpha of J/#psi", 1.5, -5., 5.);
8 RooRealVar nJpsi("nJpsi", "n of J/#psi", 1.5, 0.5, 5.);
9
10 // Declaring the Crystal Ball PDF for JPsi
11 RooCBShape CB_Jpsi("CB_Jpsi", "The J/#psi Crystall Ball", mass, meanJpsi, sigmaJpsi,
12   alphaJpsi, nJpsi);
13
14 // For Upsilon(2S), we will use the same sigma value of JPsi
15 RooRealVar meanPsi("meanPsi", "Mean of #psi(2S)", 3.7, 3.6, 3.8);
16 RooRealVar sigmaPsi("sigmaPsi", "Sigma of #psi(2S)", 0.3, 0.0001, 1.);
17
18 // Declaring the Gauss PDF for Psi
19 RooGaussian gaussPsi("gaussPsi", "The #psi(2S) gaussian PDF", mass, meanPsi, sigmaPsi);
20
21 // Declaring the polynomial parameters and PDF for background
22 RooRealVar a1("a1", "a1", -0.7, -2., 2.);
23 RooRealVar a2("a2", "a2", 0.3, -2., 2.);
24 RooRealVar a3("a3", "a3", -0.03, -2., 2.);
25
26 // Declaring the polynomial PDF for background
27 RooPolynomial PolBG("PolBG", "Polynomial PDF for BG", mass, RooArgList(a1, a2, a3));

```

Posteriormente, declaramos os números esperados de eventos ( $J/\psi$ ,  $\psi(2S)$  e background), que serão importantes no ponderamento do ajuste:

```

1 // Declaring the widths, which is the number of each event (JPsi, Psi2S and BG):
2 RooRealVar NJpsi("NJpsi", "Number of J/#psi events", 1500., 0.1, 10000.);
3 RooRealVar NPsi("NPsi", "Number of #psi (2S) events", 100., 0.1, 5000.);
4 RooRealVar NBG("NBG", "Number of background events", 5000., 0.1, 50000.);

```

Então, fazemos a soma dos PDFs e o ajustamos ao DataSet presente no arquivo:

```

1 RooAddPdf sumPDF("sumPDF", "Sum of PDFs", RooArgList(CB_Jpsi, gaussPsi, PolBG),
2   RooArgList(NJpsi, NPsi, NBG));
3 sumPDF.fitTo(*data);

```

Desenhamos a distribuição ajustada e normalizada sobreposta aos dados e salvamos num .pdf:

```

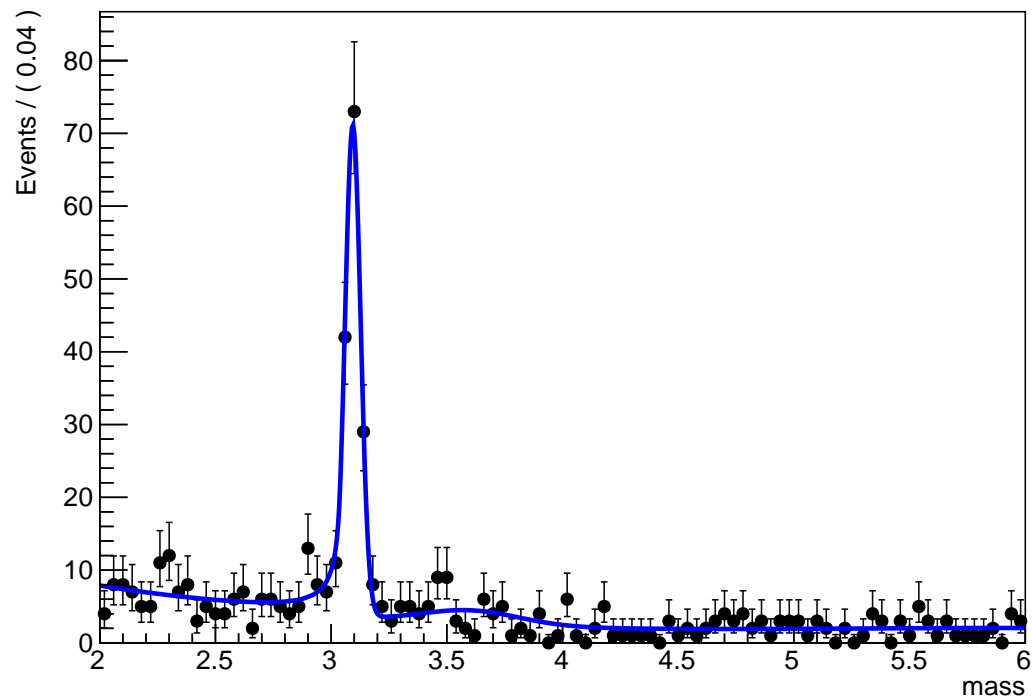
1 // Draw a frame with the data and the sum of PDF normalized
2 RooPlot *xframe = mass.frame();
3 data->plotOn(xframe);
4 sumPDF.plotOn(xframe, Normalization(1.0, RooAbsReal::RelativeExpected));
5 xframe->Draw();
6 xframe->SaveAs("results.pdf", "pdf");

```

O resultado esperado está na Figura ??.

Finalmente, escrevemos num Workspace e salvamos o Workspace num arquivo .root:

A RooPlot of "mass"



```

1 RooWorkspace w("w");
2 w.import(*data);
3 w.import(sumPDF);
4 w.writeToFile("Results.root");

```

As instruções acima estão numa macro chamada `exercise2.C` que pode ser executada abrindo uma sessão root e inserindo os seguintes comandos:

```

1 TFile *f = new TFile("DataSet_lowstat.root");
2 .x exercise2.C

```