

# IMPLEMENTAÇÃO EM FPGA DE DETECTORES BASEADOS EM FILTRAGEM CASADA E REDES NEURAIS EM AMBIENTES DE FÍSICA EXPERIMENTAL DE ALTAS ENERGIAS

BERNARDO SOTTO-MAIOR PERALVA\*, DAVIS PEREIRA BARBOSA\*, AUGUSTO SANTIAGO CERQUEIRA\*, LUCIANO MANHÃES DE ANDRADE FILHO\*

*\*Universidade Federal de Juiz de Fora  
Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica  
Laboratório de Processamento de Sinais e Telecomunicações*

Emails: [bernardo.peralva@ice.ufjf.br](mailto:bernardo.peralva@ice.ufjf.br), [davis.barbosa@engenharia.ufjf.br](mailto:davis.barbosa@engenharia.ufjf.br),  
[augusto.cerqueira@ufjf.edu.br](mailto:augusto.cerqueira@ufjf.edu.br), [luciano.andrade@ufjf.edu.br](mailto:luciano.andrade@ufjf.edu.br)

**Abstract**— This work presents an implementation of two detection algorithms in FPGA in an experimental high energy physics environment, namely the hadronic calorimeter (TileCal) of the ATLAS detector at CERN. It focuses on the design of detectors based on a matched filter and artificial neural network. The results showed that the neural detector outperforms the matched filter for the considered application.

**Keywords**— FPGA, Signal Detection, Matched Filter, Artificial Neural Networks.

**Resumo**— Este trabalho propõe a implementação de duas técnicas de detecção de sinais em dispositivos FPGA no contexto de experimentos de física de alta energia, com aplicação para o calorímetro hadrônico (TileCal) do detector ATLAS no CERN. Foram abordados algoritmos baseados em filtragem casada e em rede neural artificial. Os resultados para o banco de dados utilizado mostraram um desempenho superior do detector neural.

**Palavras-chave**— FPGA, Detecção de Sinais, Filtro Casado, Redes Neurais Artificiais.

## 1 Introdução

Nas áreas de instrumentação eletrônica, processamento digital de sinais, telecomunicações, na física experimental de altas energias, entre outras, técnicas de detecção têm sido amplamente estudadas, seja através de técnicas baseadas no detector de máxima verossimilhança (Trees, 2001) seja através de técnicas baseadas em inteligência computacional (Haykin, 1998).

Mais especificamente, no ambiente da física experimental de altas energias, devido à raridade dos fenômenos observados e à elevada quantidade de ruído de fundo, experimentos com elevadíssimas taxas de eventos são desenvolvidos (Anjos, 2006; CERN, 2012), requerendo técnicas de detecção robustas, com elevado desempenho e muitas vezes com baixa complexidade computacional.

Desta forma, visando principalmente a aplicação para o calorímetro hadrônico (Tile Calorimeter, ou TileCal) (ATLAS Tile Calorimeter Technical Design Report, 1996) do detector ATLAS (The ATLAS Collaboration, 2008) no experimento LHC (Evans and Bryant, 2008), este trabalho apresenta o estudo e a implementação de duas técnicas de detecção de sinais, uma baseada no detector de máxima verossimilhança, o filtro casado, e outra baseada em inteligência computacional, uma rede perceptron multicamadas (MLP). O ATLAS passará por um período de *up-grade* de seus sistemas e, consequentemente, novas técnicas poderão ser aplicadas nesta nova eletrônica, equipada com dispositivos de processamento

digital de sinais de última geração. As duas técnicas são comparadas do ponto de vista de desempenho e simplicidade de implementação e, adicionalmente, uma discussão sobre as características principais de cada método é apresentada.

A implementação foi realizada em uma FPGA (do inglês *Field Programmable Gate Array* (Brown, 2000) devido à flexibilidade e a inerente capacidade de processamento em paralelo, requisito importante para operar redes neurais artificiais em alta velocidade. As FPGAs têm sido largamente utilizadas para o processamento de informações digitais, ganhando cada vez mais mercado em relação aos DSPs (do inglês *Digital Signal Processor*), já que atualmente muitas já possuem blocos DSPs internos e operam em frequências de clock altíssimas (Brown, 2000).

Na Seção 2, serão descritas as técnicas de detecção de sinais utilizadas neste trabalho. Na Seção 3, serão introduzidos o contexto do trabalho e o banco de dados utilizado. A Seção 4, apresentará os algoritmos implementados em dispositivos FPGA, e na Seção 5, os resultados e comparações são mostrados. Finalmente, a Seção 6 apresentará as conclusões.

## 2 Detecção de Sinais

Nesta seção, serão apresentados resumidamente a formulação do problema de detecção de um sinal em ruído e os conceitos básicos sobre o detector de máxima verossimilhança e sobre a utilização de uma rede MLP para detecção de sinais.

## 2.1 O Problema da Detecção de um Sinal Imerso em Ruído

Dado um sinal discreto  $s[k]$ , onde  $k$  representa o instante de tempo, transmitido por um meio qualquer que introduza ruído aditivo  $n[k]$  e o sinal recebido  $r[k] = s[k] + n[k]$ , deseja-se determinar, com máxima eficiência, a presença do sinal  $s[k]$  em  $r[k]$ . Ou seja, um processamento deve ser realizado sobre  $r[k]$  de modo a otimizar a decisão entre duas hipóteses possíveis (Trees, 2001; Shanmugan, 1988):

- Hipótese  $H_0$ :  $r[k]$  só tem ruído.
- Hipótese  $H_1$ :  $r[k]$  contém sinal mais ruído.

Desta forma, pode-se equacionar o problema de detecção através da Equação (1).

$$\begin{aligned} H_0 : r[k] &= n[k] & k &= 1, 2, \dots, N \\ H_1 : r[k] &= s[k] + n[k] & k &= 1, 2, \dots, N \end{aligned} \quad (1)$$

Representando a sequência  $r[k]$  como um vetor  $\mathbf{r}$  e sendo  $\mathbf{R}$  o conjunto de todos os eventos de sinais recebidos, pode-se demonstrar que a relação que maximiza a eficiência de detecção é dada pela razão de máxima verossimilhança (Trees, 2001), conforme é mostrado na Equação (2).

$$L(r) = \frac{f_{\mathbf{R}|H_1}(\mathbf{r}|H_1)}{f_{\mathbf{R}|H_0}(\mathbf{r}|H_0)} \underset{H_0}{\overset{H_1}{\geq}} \gamma \quad (2)$$

Os termos  $f_{\mathbf{R}|H_0}$  e  $f_{\mathbf{R}|H_1}$  são as funções de densidade de probabilidade do sinal recebido, dado que  $H_0$  (ruído) e  $H_1$  (sinal mais ruído) ocorreram, respectivamente e  $\gamma$  é o patamar de decisão escolhido. Como na maioria dos problemas reais de detecção as funções de densidade de probabilidade não são conhecidas a priori, o projeto dos algoritmos de detecção consiste basicamente na estimação de  $f_{\mathbf{R}|H_0}$  e  $f_{\mathbf{R}|H_1}$  a partir de um conjunto de dados onde se conhece, previamente, a qual hipótese cada evento pertence.

## 2.2 O Filtro Casado

Na Seção 2.1, foi introduzido o conceito de detecção ótima de sinais onde a relação que maximiza a eficiência de detecção é dada pela razão entre as funções de densidade de probabilidade de um sinal recebido, dado que  $H_0$  (ruído) ou  $H_1$  (sinal mais ruído) ocorreu. A expressão que descreve este conceito é mostrada na Equação (2).

Considerando-se o caso onde as densidades de probabilidade das amostras do ruído são gaussianas e descorrelacionadas e o sinal  $s[k]$  é determinístico, a razão de máxima verossimilhança se reduz a Equação (3).

$$L(\mathbf{r}) = \frac{\prod_{k=1}^N \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left\{-\frac{(\mathbf{r}-\mathbf{s})^2}{2\sigma^2}\right\}}{\prod_{k=1}^N \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left\{-\frac{\mathbf{r}^2}{2\sigma^2}\right\}} \underset{H_0}{\overset{H_1}{\geq}} \gamma \quad (3)$$

Os elementos  $\mathbf{r}$  e  $\mathbf{s}$  representam, respectivamente, os vetores sinal de entrada e sinal determinístico de interesse. Aplicando-se o operador logaritmo em ambos os lados da Equação (3), o detector ótimo resulta em:

$$\sum_{k=1}^N r[k]s[k] \underset{H_0}{\overset{H_1}{\geq}} \gamma, \quad (4)$$

Desta forma, a Equação (4) mostra que a decisão entre as duas hipóteses  $H_0$  e  $H_1$  é otimizada pelo produto interno entre o sinal recebido  $r[k]$  e uma réplica do sinal determinístico desejado  $s[k]$ . Ou seja, podemos otimizar a decisão entre as duas hipóteses filtrando o sinal recebido pelo seu filtro casado, cuja resposta ao impulso é dada por  $h[k] = s[-k + N]$  (Trees, 2001).

Para o projeto do filtro casado proposto, as funções de densidade de probabilidade das amostras do ruído do TileCal foram aproximadas como gaussianas com matriz de covariância  $\mathbf{C}$ . Além disso, o sinal de interesse  $s[k]$  foi considerado completamente determinístico de acordo com a forma do pulso de referência do TileCal, ou seja, a estocasticidade referente à amplitude do sinal de entrada foi desprezada. Com isso, a razão de máxima verossimilhança expressa na Equação (3) pode ser simplificada, levando em consideração a matriz de covariância do ruído. A Equação resultante é descrita pela Equação (5).

$$L(\mathbf{r}) = \frac{\frac{1}{\sqrt{2\pi \det(\mathbf{C})}} \exp\left\{-\frac{(\mathbf{r}-\mathbf{s})^T \mathbf{C}^{-1} (\mathbf{r}-\mathbf{s})}{2}\right\}}{\frac{1}{\sqrt{2\pi \det(\mathbf{C})}} \exp\left\{-\frac{\mathbf{r}^T \mathbf{C}^{-1} \mathbf{r}}{2}\right\}} \underset{H_0}{\overset{H_1}{\geq}} \gamma \quad (5)$$

Novamente, através de algumas manipulações matemáticas, o filtro proposto resulta no produto linear representado pela Equação (6).

$$\mathbf{r}^T \mathbf{s}' \underset{H_0}{\overset{H_1}{\geq}} \gamma, \quad (6)$$

em que  $\mathbf{s}' = \mathbf{C}^{-1} \mathbf{s}$ .

Portanto, a Equação (6) mostra que a decisão entre duas hipóteses  $H_0$  e  $H_1$  é realizada pelo produto interno entre o sinal de entrada  $\mathbf{r}$  e uma réplica do sinal de referência  $\mathbf{s}$  do TileCal após uma transformação linear, ou seja,  $\mathbf{s}'$ . Consequentemente, a resposta ao impulso do filtro projetado é dada por  $h[k] = s'[-k + N]$  (Trees, 2001).

Como resultado, a técnica de filtragem proposta é realizada através do uso do sinal de referência do TileCal. Como mostrado na Equação (6), o filtro linear resultante é composto de 7 coeficientes implementando assim um filtro rápido de Resposta ao Impulso Finita (FIR) (Mitra, 1998), o qual é apropriado para aplicações *online* como a do TileCal.

### 2.3 Redes Neurais

Em (Watterson, 1990), é mostrado que quando uma rede MLP é corretamente treinada de forma supervisionada, visando a detecção de sinal imerso em ruído, seu resultado aproxima o detector de máxima verossimilhança. Portanto, a utilização de redes neurais em problemas de detecção pode levar a resultados próximos aos do detector ótimo.

Este resultado é bastante importante na medida em que em problemas práticos, muitas vezes não se conhecem as informações a priori necessárias para o desenvolvimento do detector de máxima verossimilhança e mesmo quando se conhece, sua implementação pode ser muito complexa. Assim, quando se possui um conjunto de dados conhecidos, ao invés de tentar obter estimativas das densidades de probabilidades a priori através de técnicas de estimação, pode-se treinar uma rede neural MLP.

Desta forma, em uma rede neural MLP treinada para detecção de sinal imerso em ruído, as estimativas das densidades de probabilidade a priori são obtidas pelo treinamento supervisionado da rede, que é normalmente composta por três camadas (ver Figura 8(b)), sendo a primeira camada os nós de entrada, uma camada oculta com neurônios com funções de ativação não-lineares e a camada de saída composta por apenas um neurônio que pode ter função de ativação linear ou não-linear (Watterson, 1990).

## 3 Detecção de Sinais em Física de Partículas

Nesta seção, o problema da detecção de sinais em experimentos de física de altas energias e o ambiente do TileCal serão discutidos brevemente, sendo também apresentado o banco de dados utilizado neste trabalho.

### 3.1 Detecção em Experimentos de Física de Altas Energias

Em alguns experimentos da física de altas energias, como por exemplo, os colisionadores de partículas (A. and J., 1992; CERN, 2012), a detecção de sinais é dificultada por alguns fatores como: pouca deposição de energia de algumas partículas em algumas regiões dos detectores, alto nível de ruído muitas vezes correlacionado e a alta taxa de eventos utilizada nestes experimentos devido à raridade da física a ser observada.

Os detectores baseados em calorimetria são amplamente empregados em experimentos de física de altas energias (Wigmans, 2000). Os calorímetros têm como função absorver e amostrar a energia das partículas geradas na colisão, possibilitando muitas vezes identificar o tipo de partícula depositada através das informações do perfil

da deposição de energia e de sua trajetória. Estes detectores possuem muitas vezes milhares de canais para prover a resolução necessária para a identificação das partículas.

Nos calorímetros, o sinal elétrico resultante da deposição da partícula é condicionado (Junior et al., 2009) de forma a apresentar forma aproximadamente constante e amplitude proporcional a energia da partícula depositada. Estes sinais têm muitas vezes a forma de um pulso unipolar e rápido (largura a meia altura menor que 100 ns) devido à alta taxa de eventos.

O ruído nestes experimentos não pode ser negligenciado uma vez que ele pode apresentar componentes da própria eletrônica de leitura, da interferência do ambiente (altíssimos campos elétricos e magnéticos) e da própria física do problema. Adicionalmente, o ruído pode ser correlacionado e até mesmo apresentar correlação entre diferentes canais, dificultando ainda mais a detecção de sinais de baixa energia.

### 3.2 O TileCal

As colisões no experimento LHC geram partículas que atravessam os detectores interagindo com seus respectivos materiais. O TileCal utiliza o ferro como material absorvedor e telhas cintilantes como material amostrador de energia. Seu objetivo é reconstruir partículas hadrônicas, jatos, múons e energia transversa faltante (ATLAS Tile Calorimeter Technical Design Report, 1996).

O sinal do TileCal é gerado nas telhas cintilantes e é transmitido, por fibra óptica, para a sua eletrônica de leitura. O sinal luminoso alimenta uma célula fotomultiplicadora que converte a luz em um sinal elétrico. Este sinal elétrico é condicionado antes de ser digitalizado por um ADC (do inglês *Analog-to-Digital Converter*) com frequência de amostragem de 40 MHz (ATLAS Tile Calorimeter Technical Design Report, 1996). Ao todo, aproximadamente 10.000 sinais (canais) são gerados a cada colisão no ATLAS, que opera na taxa de 40 MHz. A Figura 3.2 ilustra os componentes de absorção e amostragem do TileCal.

O sinal digitalizado com sete amostras espaciais de 25 ns é recebido pelo ROD (do inglês *Read Out Drivers*) (Poveda, 2007), onde a energia depositada é estimada. A energia estimada é adquirida para a reconstrução *offline* somente se o evento for considerado válido pelo sistema de filtragem *online*.

Vale ressaltar que, para uma reconstrução eficiente do evento, todos os canais com deposição de energia devem ser contabilizados. Devido à alta segmentação do TileCal, diversos canais apresentam baixa deposição de energia, tornando mais difícil a seleção destes canais.

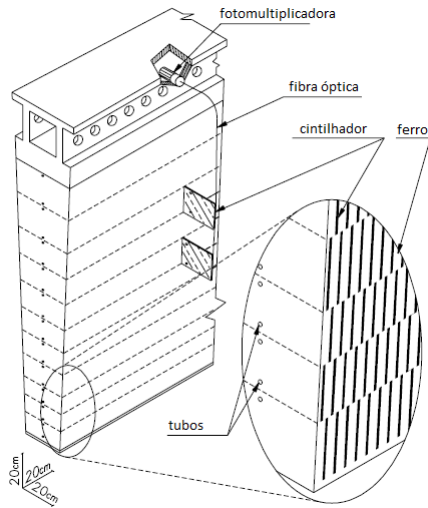


Figura 1: Componentes do TileCal e sua estrutura.

### 3.3 Banco de Dados

Neste trabalho, de forma a validar o estudo dos detectores estudados e implementados em FPGA, foi criado um banco de dados sintético, com baixa relação sinal-ruído, que simula as condições encontradas no TileCal.

O sinal é um pulso aproximadamente gaussiano, com duração de aproximadamente 175 ns, digitalizado com uma taxa de 25 ns, conforme pode ser visto na Figura 3.3. A forma do sinal não muda com a energia do evento, apenas sua amplitude que foi variada seguindo uma distribuição de poisson, já que eventos com energia negativa não são possíveis. O sinal pode também apresentar deslocamento temporal dentro da janela utilizada de 7 amostras seguindo uma distribuição uniforme.

O ruído correlacionado, que também possui 7 amostras, foi gerado seguindo uma distribuição laplaciana. Desta forma, dois conjuntos foram gerados, um composto apenas pelo ruído e outro composto por sinal mais ruído, ambos com 10.000 eventos.

## 4 Métodos Propostos para Detecção de Sinais em FPGA

Nesta seção, serão descritos os algoritmos de implementação em dispositivos FPGA dos detectores de sinais por filtro casado e por redes neurais, apresentados na Seção 2.

### 4.1 Detecção Por Filtro Casado

O detector proposto por filtro casado pode ser representado pelo diagrama de blocos mostrado na Figura 3. Neste trabalho, o ruído é considerado correlacionado e o sinal de interesse  $s[k]$ , determinístico. Além disso, o sinal de entrada na FPGA

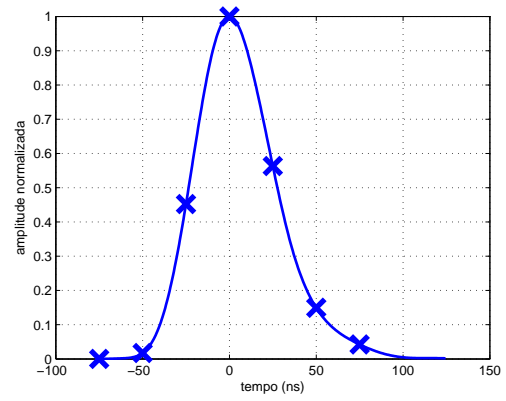


Figura 2: Pulso de referência utilizado para a geração do conjunto de sinais.

é o sinal analógico oriundo da eletrônica de leitura do TileCal e digitalizado por um conversor analógico-digital, representado na Figura 3 pelo bloco *ADC*.

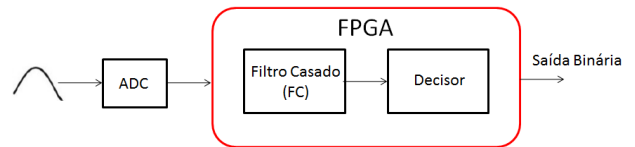


Figura 3: Sistema Proposto para detecção de sinais utilizando Filtro Casado

Como descrito na Seção 2.2, os coeficientes do filtro casado são as amostras do próprio sinal de interesse  $s[k]$ , aplicadas na inversa da matriz de covariância do ruído, caso este seja gaussiano. Neste trabalho, o ruído é aproximado como gaussiano. Esta aproximação faz com que o resultado do filtro casado não seja ótimo, mas por outro lado, tem um custo computacional reduzido, o que é fundamental em aplicações *online* como a apresentada neste trabalho.

Uma particularidade das aplicações de detecção de sinais em sistemas reais, é o fato de o sinal de entrada ser apresentado ao detector de forma *free-running*, ou seja, para cada amostra de entrada (saída do bloco *ADC*), uma saída do filtro é calculada. Assim, o objetivo do bloco *Decisor* da Figura 3 é identificar se a saída do filtro casado é um pico e se encontra acima de um determinado patamar constante definido no projeto. O valor do patamar é calculado a partir das probabilidades de falso alarme e de detecção baseadas na curva ROC (do inglês *Receiver Operating Curve*) (Trees, 2001) característica do sistema proposto. A descrição do bloco *Decisor* é representada e destacada na Figura 4. Como pode ser observada, a saída deste bloco é a saída do detector, sendo 1 para sinal detectado e 0 para ruído.

Como o bloco *Decisor* acumula 2 saídas do

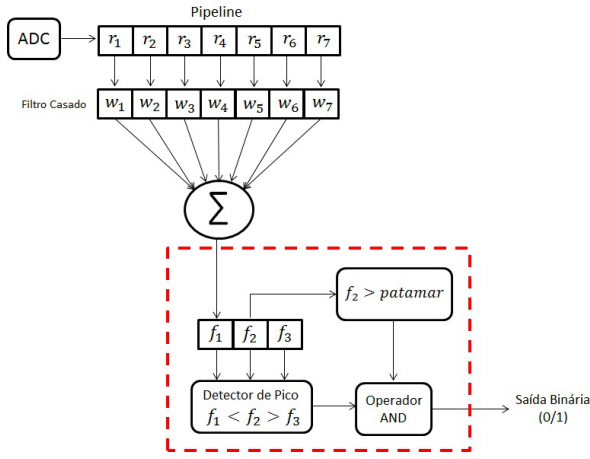


Figura 4: Sistema de detecção de pico e validação de sinais

filtro casado para testar a detecção de pico junto com a saída corrente, este detector proposto possui um atraso de, no mínimo, 2 ciclos de clock entre a entrada e a saída da FPGA.

#### 4.2 Detecção por Rede Neural

O projeto do detector neural proposto neste trabalho é representado na Figura 5. De forma análoga ao detector baseado em filtro casado, o sinal de entrada na FPGA é o sinal analógico proveniente do sistema de aquisição de dados e digitalizado por um conversor analógico-digital, representado na Figura 5 pelo bloco *ADC*.

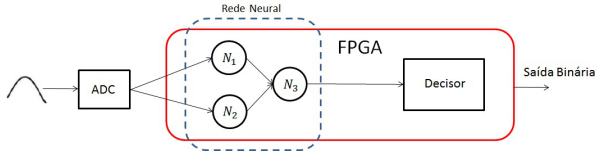


Figura 5: Sistema Proposto para detecção de sinais utilizando uma rede neural

O número de neurônios na camada oculta foi definido baseado no desempenho do conjunto de teste, descrito na Seção 5.1. A configuração que apresenta menor complexidade, sem queda considerável na eficiência de detecção, possui 2 neurônios na camada oculta. Estes neurônios podem ser vistos como 2 filtros do tipo FIR (Mitra, 1998) implementados de forma transposta em paralelo, seguidas de uma transformação não-linear, como ilustrado na Figura 6.

Na camada de saída da rede neural, apenas um neurônio foi utilizado. Os blocos *BIAS* representam os coeficientes de polarização dos neurônios e tem seus valores atualizados junto aos pesos sinápticos na fase de treinamento. Já os blocos *tansig* denotam a função de ativação dos neurônios, no caso função não-linear *tangente hiperbólica*.

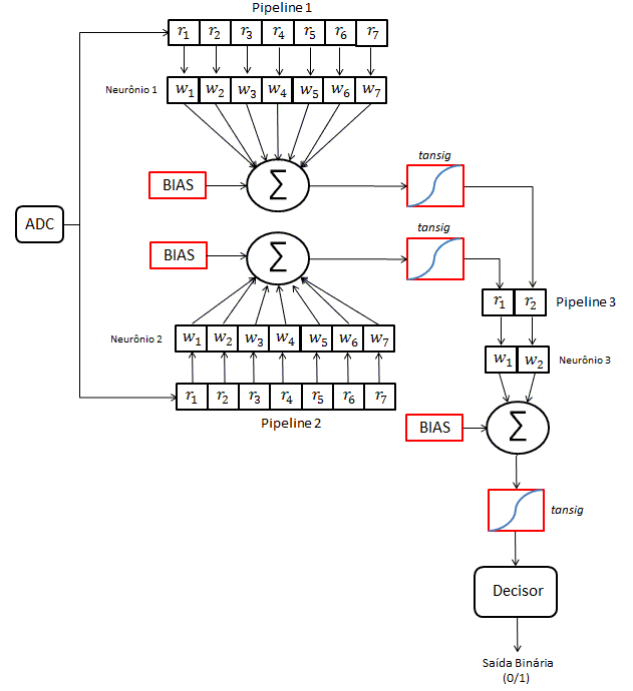


Figura 6: Sistema proposto de detecção de sinais utilizando redes neurais

*lica*. Estes blocos são memórias que realizam o mapeamento entrada/saída, isto é, existe um valor de saída fixo associado para cada valor de entrada.

Finalmente, o bloco *Decisor* é semelhante ao descrito na Seção 4.1 e ilustrado na Figura 4. Assim como no caso do detector por filtro casado, este bloco representa o circuito de disparo do detector, sendo a variável *patamar* calculado baseado na curva ROC do sistema de detecção.

## 5 Resultados de Projeto e Simulação

Esta seção apresentará os resultados dos sistemas descritos na Seção 4 e será dividida em três partes: metodologia utilizada, projeto dos parâmetros dos detectores e simulação dos detectores projetados. Na primeira parte, a descrição dos dados utilizados neste trabalho será apresentada. A segunda parte é dedicada à implementação, através do *software* MATLAB, e se concentra na fase de cálculo e determinação dos coeficientes dos filtros, assim como do valor da constante de patamar de detecção. Já a terceira parte, apresenta os resultados da simulação de implementação em FPGA através do *software* ModelSim.

### 5.1 Metodologia

Cada classe de dados gerada conforme descrito na Seção 3.3, foi dividida em 3 conjuntos: desenvolvimento, teste e validação. No caso do filtro casado, o conjunto de desenvolvimento foi utilizado para estimar a matriz  $\mathbf{C}^{-1}$  e os coeficientes do filtro casado. Os conjuntos de teste e

validação foram utilizados para verificar a eficiência do detector. Já para a rede neural, o conjunto de desenvolvimento foi utilizado para treinamento da rede, o conjunto de teste para avaliar a generalização e critério de parada do treinamento, e o conjunto de validação, para verificar a eficiência do detector neural.

## 5.2 Projeto dos Parâmetros dos Detectores

### Filtro Casado

O primeiro passo no projeto do filtro casado foi estimar da matriz de transformação linear  $\mathbf{C}^{-1}$  descrita na Seção 2.2. A Figura 7 mostra a matriz  $\mathbf{C}^{-1}$  estimada utilizando o conjunto de desenvolvimento.

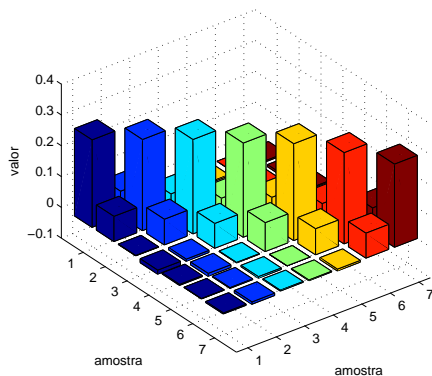


Figura 7: Inversa da matriz de covariância do ruído utilizada para estimar os pesos do FC

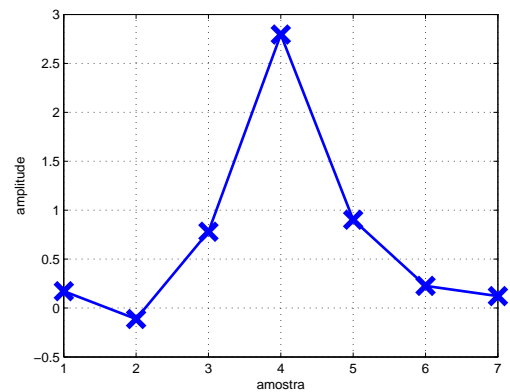
O segundo passo foi calcular os coeficientes do filtro casado. Como descrito na Seção 4.1, os pesos do filtro casado são calculados a partir da inversa da matriz de covariância do ruído aplicada no sinal de referência  $s[k]$ . A Figura 8(a) mostra o sinal de referência  $s[k]$  transformado pela matriz  $\mathbf{C}^{-1}$ .

No terceiro e último passo, o patamar de corte que define a fronteira de separação linear entre sinal e ruído foi estipulado. Para tal, a curva ROC característica dos detectores projetados, mostradas na Figura 9, foi analisada a fim de estipular os parâmetros de falso alarme e detecção desejados para a aplicação.

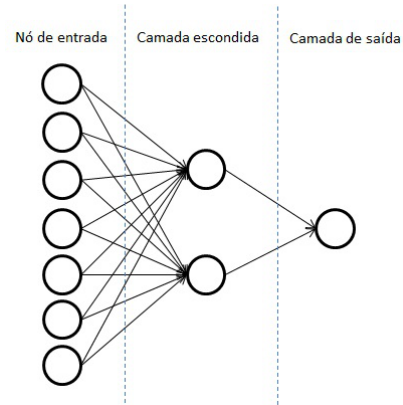
Em experimentos de física de partículas, adota-se uma taxa de falso alarme baixa visando garantir somente detecção de sinais de interesse. Desta forma, foi escolhida uma probabilidade de falso alarme de 0,01% o que resulta em uma probabilidade de detecção de 44,72% para o detector baseado em filtragem casada.

### Rede Neural

Como descrito na Seção, a rede neural da Figura 8(b) foi configurada e seus pesos foram cal-



(a)



(b)

Figura 8: Sinal de interesse  $s[k]$  estimado pelo conjunto de desenvolvimento (a) e a configuração da rede neural implementada (b).

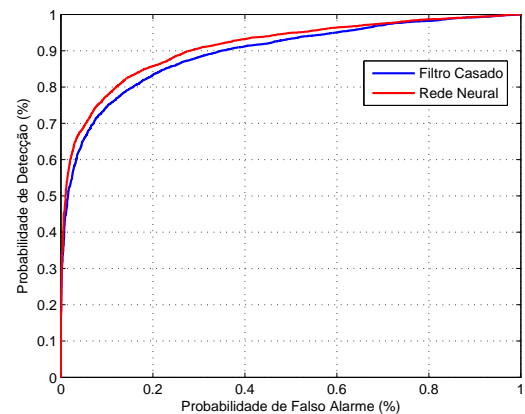


Figura 9: Curva ROC para os detectores implementados.

culados através do conjunto de treinamento.

Assim como para o filtro casado, o patamar de corte foi definido baseado na curva ROC do sistema mostrada na Figura 9. Foi adotada a mesma probabilidade de falso alarme utilizada para o filtro casado, resultando para este detector, em uma probabilidade de detecção de 50,06%,

comprovando a superioridade do detector neural sobre o filtro casado quando o ruído possui não-gaussianidade.

### 5.3 Simulação dos Detectores Projetados

Os algoritmos dos dois detectores foram implementados, em linguagem Verilog, e simulados através do *software* ModelSim. Foi selecionado o chipset EP3C40F484C6 da fabricante Altera (ALTERA, 2012), família Cyclone III. A Tabela 1 mostra a comparação sobre os recursos (elementos lógicos, memória e multiplicadores de 9 bits) do dispositivo utilizados em ambos projetos.

Tabela 1: Recursos utilizados.

|               | Elementos Lógicos | Memória | Multip. de 9-bits |
|---------------|-------------------|---------|-------------------|
| Filtro Casado | <1%               | 0%      | 7                 |
| Rede Neural   | 1%                | <1%     | 16                |

Pode-se observar que o filtro casado utiliza menos recurso, embora sua eficiência de detecção seja inferior à apresentada pela rede neural.

## 6 Conclusões

Este trabalho apresentou duas implementações em FPGA de detectores, um baseado em filtragem casada e outro em uma rede neural multicamadas diretamente conectada, visando a aplicação no calorímetro hadrônico do ATLAS, no CERN. O ATLAS iniciará, nos próximos anos, um período extenso de *upgrade* de seus sistemas e diferentes abordagens poderão ser empregadas, inclusive os métodos propostos neste trabalho.

Foi gerado um banco de dados simulando sinais provenientes do TileCal de forma a comparar as duas implementações. Neste contexto, o detector neural apresentou um desempenho superior ao filtro casado já que o ruído nos dados é correlacionado e sua função de densidade de probabilidade não é gaussiana. Além disso, o sinal apresenta uma variação temporal, fazendo com que o filtro casado não seja ótimo neste cenário.

Desta forma, pode-se concluir que o detector neural implementado se mostra adequado para aplicações em colisionadores de partículas, onde o ruído é muitas vezes correlacionado, com função de densidade de probabilidade não-gaussiana, e o sinal não pode ser considerado determinístico.

## Agradecimentos

À Coordenação de Aperfeiçoamento Pessoal de Nível Superior (CAPES), ao Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico

(CNPq) e à Fundação de Amparo à Pesquisa do Estado de Minas Gerais (FAPEMIG) pelo suporte financeiro.

## Referências

- A., E. D. and J., S. M. (1992). *An Introduction to the Physics of High Energy Accelerators*, Wiley-Interscience.
- ALTERA (2012). Altera, disponível em: <http://www.altera.com/>.
- Anjos, J. (2006). Angra dos reis reactor neutrino oscillation experiment, *Brazilian Journal of Physics*, 36.
- ATLAS Tile Calorimeter Technical Design Report, A. T. . (1996). Cern, lhcc, 96-42, Geneva, Switzerland.
- Brown, S. Vranesic, Z. (2000). *Fundamentals of Digital Logic with VHDL Design*, McGraw Hill.
- CERN (2012). European organization for nuclear research, disponível em: <http://www.cern.ch/>.
- Evans, L. and Bryant, P. (2008). Lhc machine, *Journal of Instrumentation*, JINST 3 S08001.
- Haykin, S. (1998). *Neural Networks: A Comprehensive Foundation*, Prentice Hall.
- Junior, H. P. L., Barbosa, A. F., Gama, R. G., Gonzalez, L. F. G. and de Andrade Filho, L. M. (2009). Data acquisition system for the angra project, *Angra Note 012-2009*, disponível em <http://lsd.cbpf.br/neutrinos/index.php/documentos/>.
- Mitra, S. K. (1998). *Digital Signal Processing: A Computer Based Approach*, McGraw-Hill.
- Poveda, J. (2007). Atlas read-out driver system production and initial performance results, *IEEE Trans. Nucl. Sci.* 54: 2629–2636.
- Shanmugan, K. S. Breipohl, A. M. (1988). *Detection, Estimation and Data Analysis*, John Wiley and Sons.
- The ATLAS Collaboration (2008). The atlas experiment at the cern large hadron collider, *Journal of Instrumentation*, JINST 3 S08003.
- Trees, H. L. V. (2001). *Detection, Estimation and Modulation Theory*, Vol. Part I, Wiley-Interscience.

- Watterson, J. W. (1990). An optimum multilayer perceptron neural receiver for signal detection, *IEEE Transactions on Neural Networks* .
- Wigmans, R. (2000). *Calorimetry - Energy Measurement in Particle Physics*, Oxford University Press.