Universidade Federal de Minas Gerais Redes Neurais Artificiais

Backpropagation

Victor Marcius Magalhães Pinto Mat: 2019717730

1 Introdução

O exercício proposto tem por objetivo avaliar o desempenho de uma rede neural de múltiplas camadas, que é treinada usando o algoritmo de backpropagation para realizar o ajuste dos pesos.

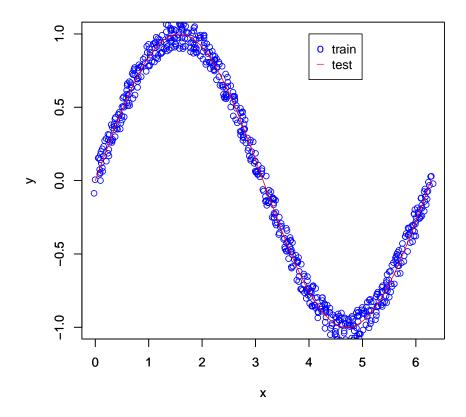
2 Modelo

A rede implementada possui apenas uma camada escondida, com três neurônios, e um neurônio de saída. Cada um dos neurônios da camada intermediária possui uma função de ativação não linear, mais especificamente tangente hiperbólico. O neurônio de saída possui uma função de ativação linear, sendo uma função de identidade. O modelo é aplicado para obter a regressão de uma função seno, através de dados de treinamentos ruidosos.

As classes criadas foram, portanto:

```
> x_train<-seq(from=0, to=2*pi, by =0.01)
> x_train<-x_train + (runif(length(x_train))-0.5)/5
> i <- sample(length(x_train))
> x_train <- x_train[i]
> y_train <- sin(x_train)
> y_train<-y_train + (runif(length(y_train))-0.5)/5
> plot(x_train,y_train,col='blue',xlim = c(0,2*pi), ylim = c(-1,1),xlab = 'x',ylab = 'y')
> x_test <-seq(from=0, to=2*pi, by =0.01)
> y_test <-sin(x_test)
> par(new=T)
> plot(x_test,y_test,col='red',type='l',xlim = c(0,2*pi), ylim = c(-1,1),xlab = 'x',ylab = 'y')
> legend(x=4, y=1, legend = c('train','test'), col = c('blue','red'),pch=c('o','_'))
```

Página 2 de 8 2 MODELO



Para realizar o treinamento, os dados foram primeiramente preparados,

```
> x_train <- matrix(x_train, ncol=1)
> y_train <- matrix(y_train, ncol=1)
> x_test <- matrix(x_test, ncol=1)
> y_test <- matrix(y_test, ncol=1)</pre>
```

e, como a função de ativação dos neurônios escondidos é tangente hiperbólico, a derivada desta função, $sech^2$, não presente originalmente no R, foi implementada:

```
> sech2 <- function(u){
+     return(((2/(exp(u)+exp(-u)))*(2/(exp(u)+exp(-u)))))
+ }</pre>
```

A função de treinamento do modelo é composta de dois estágios, um de feedfoward, onde o valor de saída é obtido a partir dos valores dos parâmetros de entrada, e outra de backpropagation, onde os pesos são ajustados.

```
> train <- function(x, y, n_neurons=3, tol=0.01, epochs=2000, eta=0.1) { +
```

Página 3 de 8 2 MODELO

```
+
      n_{samples} \leftarrow dim(x)[1]
      x_aug <- cbind(replicate(n_samples, 1), x)</pre>
      features <- dim(x_aug)[2]</pre>
      # Hidden layer
      z <- matrix(rnorm(features * n_neurons, 0, 1), ncol=n_neurons)</pre>
      # Out layer
      n_{out_neurons} \leftarrow dim(y)[2]
      new_features <- n_neurons + 1</pre>
      w <- matrix(rnorm(new_features * n_out_neurons, 0, 1), ncol=n_out_neurons)</pre>
      epoch\_errors = c()
      model_error <- tol + 1</pre>
      epoch <- 1
      while (model_error > tol && epoch <= epochs) {</pre>
           print(paste('Epoch [', epoch, '/', epochs, ']'))
           errors = c()
           for (index in sample(n_samples)) {
                # Feed foward
                x_in <- x_aug[index,]</pre>
                h \leftarrow tanh(x_in %% z)
                h_{aug} \leftarrow cbind(1, h)
                y2 <- h_aug %*% w
                error <- y[index,] - y2
                # Backpropagation
                w <-w + eta * error[1] * t(h_aug)</pre>
                for (n in seq(dim(z)[2])){
                    z[,n] \leftarrow z[,n] + \text{eta} * \text{sech2}(\text{sum}(x_{in} * z[, n])) * (\text{error}[1] * w[n+1]) * x_{in}
                errors <- c(errors, error)</pre>
           }
           model_error <- sum(errors**2) / (n_samples - 1)</pre>
           print(paste(" - Loss (mse):", model_error))
           epoch_errors <- c(epoch_errors, model_error)</pre>
           epoch <- epoch + 1
```

Página 4 de 8 2 MODELO

Para realizar as predições dos valores de y, conforme o valor de x, foi implementada uma função de predição, da forma:

```
> predict <- function(x, model){</pre>
       z <- model$weights$z</pre>
      w <- model$weights$w
      n_{samples} \leftarrow dim(x)[1]
      x_aug <- cbind(replicate(n_samples, 1), x)</pre>
      y <- matrix(replicate(n_samples, 0), ncol=1)</pre>
      for (index in seq(n_samples)) {
           # Feed foward
           x_in <- x_aug[index,]</pre>
           h \leftarrow tanh(x_in %*% z)
           h_{aug} \leftarrow cbind(1, h)
           y[index,] <- (h_aug %*% w)
+
      }
+
      return(y)
+ }
```

2.1 Execução dos Testes

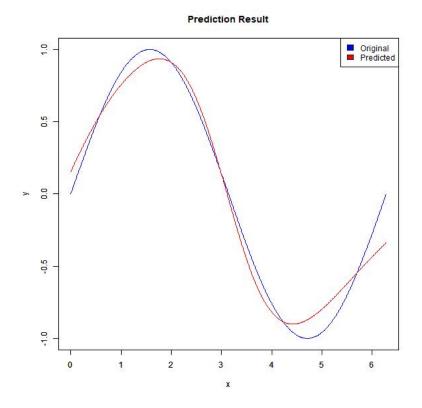
O treinamento do modelo, e sua validação foram realizados em 5 testes, onde foram registradas as formas de onda resultantes, e o gráfico dos erros das execuções, da forma:

Página 5 de 8 2 MODELO

```
plot(xseq, model$epoch_errors,
                                                                                      type='1',
                                                                                      ylim=c(0,max(model$epoch_errors)),
                                                                                    main='Train Error',
                                                                                      xlab='Epoch',
                                                                                      ylab='MSE')
                                              dev.off()
                                             y_predict <- predict(x_test, model)</pre>
                                             mse <- c(mse, mean((y_test - y_predict)**2))</pre>
                                             print(mse)
                                              jpeg(paste0("prediction_exec_", test, '.jpeg'), width = 600, height = 600)
                                             plot(x_test, y_test, col = 'blue', type = 'l', xlim = c(0, 2*pi), ylim = c(-1, 1), xlab = 'x', ylab = 'y', ylab 
                                             par(new=T)
                                             plot(x_test, y_predict, col='red', type='l', xlim = c(0,2*pi), ylim = c(-1,1), xlab = 'x', ylab = 'ylim', ylim' = c(-1,1), xlab = 'x', ylab = 'ylim', ylim' = c(-1,1), xlab = 'x', ylab = 'ylim', ylim' = c(-1,1), xlab = 'x', ylab = 'ylim', ylim' = c(-1,1), xlab = 'x', ylab = 'ylim', ylim' = c(-1,1), xlab = 'x', ylab = 'ylim', ylim' = c(-1,1), xlab = 'x', ylab = 'ylim', ylim' = c(-1,1), xlab = 'ylim', ylim' = c(-1,1), xlab = 'x', ylab = 'ylim', ylim' = c(-1,1), xlab = 'x', ylab = 'ylim', ylim' = c(-1,1), xlab = 'x', ylab = 'ylim', ylim' = c(-1,1), xlab = 'x', ylab = 'ylim', ylim' = c(-1,1), xlab = 'x', ylab = 'ylim', ylim' = c(-1,1), xlab = 'x', ylab = 'ylim', ylim' = c(-1,1), xlab = 'x', ylab = 'ylim', ylim' = c(-1,1), xlab = 'ylim', ylim' = c(-1,1), xlab = 'ylim', ylim', ylim' = c(-1,1), xlab = 'ylim', ylim', ylim',
                                              legend("topright",
                                                                                                    c("Original", "Predicted"),
                                                                                                    fill=c("blue", "red")
                                              )
                                              dev.off()
+ }
```

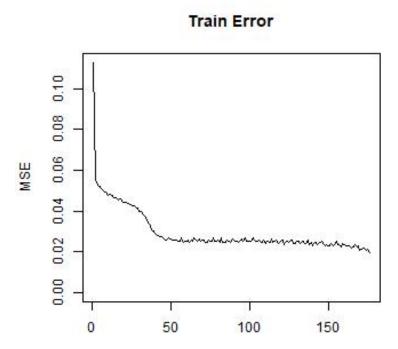
O erro quadrático médio do modelo, considerando as 5 execuções, é de 0.01806. O gráfico de saída para uma das execuções pode ser visto abaixo:

Página 6 de 8 2 MODELO



e a curva de erro de treinamento, por época, para esta execução, foi:

Página 7 de 8 2 MODELO



Referências

[1] ML Metrics: Sensitivity vs. Specificity - https://dzone.com/articles/ml-metrics-sensitivity-vs-specificity-difference. Acessado em 28 de agosto de 2019.

Epoch

Página 8 de 8 REFERÊNCIAS