

Algoritmo de retropropagación

Matias F. Gerard

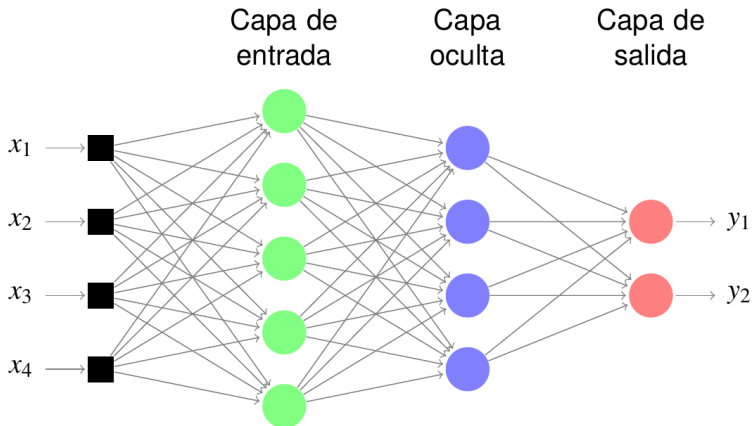


Research Institute for Signals,
Systems and Computational Intelligence

Department of Informatics
Faculty of Engineering and Water Sciences (FICH)
Universidad Nacional del Litoral (UNL)
National Scientific and Technical Research Council (CONICET)

Perceptrón multicapa (MLP)

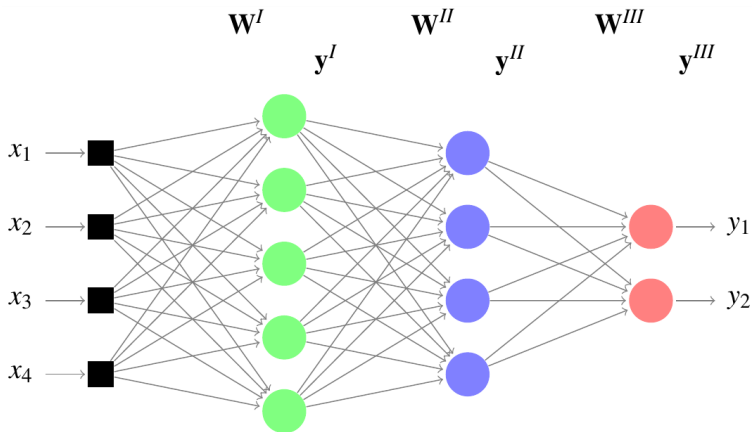
Arquitectura



Extraído del material del curso "Inteligencia Computacional", 4to año FICH-UNL.

Perceptrón multicapa (MLP)

Arquitectura



Extraído del material del curso "Inteligencia Computacional", 4to año FICH-UNL.

Perceptrón multicapa (MLP)

Algoritmo Backpropagation

- 1 Inicialización aleatoria.
- 2 Propagación hacia adelante.
- 3 Propagación hacia atrás.
- 4 Adaptación de los pesos.
- 5 Volver a 2 hasta convergencia o finalización.

Extraído del material del curso "Inteligencia Computacional", 4to año FICH-UNL.

Perceptrón multicapa (MLP)

Algoritmo Backpropagation

- 1 Inicialización aleatoria.
- 2 Propagación hacia adelante.
- 3 Propagación hacia atrás.
- 4 Adaptación de los pesos.
- 5 Volver a 2 hasta convergencia o finalización.

Extraído del material del curso "Inteligencia Computacional", 4to año FICH-UNL.

Perceptrón multicapa (MLP)

Algoritmo Backpropagation- Cálculo de las salidas en cada capa

- Capa I

$$v_j^I = \langle \mathbf{w}_j^I, \mathbf{x} \rangle = \sum_{i=0}^N w_{ji}^I x_i \rightarrow \mathbf{v}^I = \mathbf{W}^I \mathbf{x}$$
$$\Rightarrow y_j^I = \phi(v_j^I) = \frac{2}{1 + e^{-bv_j^I}} - 1$$

- Capa II

$$v_j^{II} = \langle \mathbf{w}_j^{II}, \mathbf{y}^I \rangle \rightarrow y_j^{II} = \phi(v_j^{II})$$

- Capa III

$$v_j^{III} = \langle \mathbf{w}_j^{III}, \mathbf{y}^{II} \rangle \rightarrow y_j^{III} = \phi(v_j^{III}) = y_j$$

Extraído del material del curso "Inteligencia Computacional", 4to año FICH-UNL.

Perceptrón multicapa (MLP)

Algoritmo Backpropagation - Aplicación del gradiente (general)

Criterio del error: *Suma del error cuadrático instantáneo*

$$\xi(n) = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^M e^2(n)$$

Actualización de los pesos

$$\Delta w_{ji} = -\mu \frac{\partial \xi(n)}{\partial w_{ji}(n)}$$

$$\frac{\partial \xi(n)}{\partial w_{ji}(n)} = \frac{\partial \xi(n)}{\partial e_j(n)} \frac{\partial e_j(n)}{\partial y_j(n)} \frac{\partial y_j(n)}{\partial v_j(n)} \frac{\partial v_j(n)}{\partial w_{ji}(n)}$$

Extraído del material del curso "Inteligencia Computacional", 4to año FICH-UNL.

Perceptrón multicapa (MLP)

Algoritmo Backpropagation - Aplicación del gradiente (general)

$$\Delta w_{ji} = -\mu \frac{\partial \xi(n)}{\partial w_{ji}(n)}$$

$$\frac{\partial \xi(n)}{\partial w_{ji}(n)} = \frac{\partial \xi(n)}{\partial e_j(n)} \frac{\partial e_j(n)}{\partial y_j(n)} \frac{\partial y_j(n)}{\partial v_j(n)} \frac{\partial v_j(n)}{\partial w_{ji}(n)}$$

$$\frac{\partial v_j(n)}{\partial w_{ji}(n)} = \frac{\partial \sum_{i=0}^N w_{ji}(n) y_i(n)}{\partial w_{ji}(n)} = y_i(n)$$

Gradiente de error local instantáneo: $\delta_j = \frac{\partial \xi(n)}{\partial y_j(n)} \frac{\partial y_j(n)}{\partial v_j(n)}$

$$\Delta w_{ji} = \mu \delta_j y_i(n)$$

Extraído del material del curso "Inteligencia Computacional", 4to año FICH-UNL.

Perceptrón multicapa (MLP)

Algoritmo Backpropagation - Aplicación del gradiente (general)

Derivada de la función de activación

$$\begin{aligned}\delta_j &= \frac{\partial \xi(n)}{\partial y_j(n)} \frac{\partial y_j(n)}{\partial v_j(n)} \rightarrow \frac{\partial y_j(n)}{\partial v_j(n)} = \frac{\partial \left\{ \frac{2}{1 + e^{-v_j(n)}} - 1 \right\}}{\partial v_j(n)} \\&= 2 \frac{e^{-v_j(n)}}{(1 + e^{-v_j(n)})^2} \\&= 2 \frac{1}{1 + e^{-v_j(n)}} \frac{e^{-v_j(n)}}{1 + e^{-v_j(n)}} \\&= 2 \frac{1}{1 + e^{-v_j(n)}} \frac{\overbrace{-1 + 1}^{=0} + e^{-v_j(n)}}{1 + e^{-v_j(n)}} \\&= 2 \frac{1}{1 + e^{-v_j(n)}} \left(\frac{-1}{1 + e^{-v_j(n)}} \frac{1 + e^{-v_j(n)}}{1 + e^{-v_j(n)}} \right)\end{aligned}$$

Perceptrón multicapa (MLP)

Algoritmo Backpropagation - Aplicación del gradiente (general)

Derivada de la función de activación

$$y_j(n) = \frac{2}{1 + e^{-bv_j^I}} - 1 \Rightarrow \frac{y_j(n) + 1}{2} = \frac{1}{1 + e^{-bv_j^I}}$$

$$\begin{aligned}\frac{\partial y_j(n)}{\partial v_j(n)} &= 2 \frac{1}{1 + e^{-v_j(n)}} \left(1 - \frac{1}{1 + e^{-v_j(n)}} \right) \\ &= 2 \frac{y_j(n) + 1}{2} \left(1 - \frac{y_j(n) + 1}{2} \right) \\ &= (y_j(n) + 1) \left(1 - \frac{y_j(n) + 1}{2} \right) \\ &= (y_j(n) + 1) \left(\frac{2 - y_j(n) - 1}{2} \right) \\ &= \frac{1}{2} (1 + y_j(n)) (1 - y_j(n))\end{aligned}$$

Perceptrón multicapa (MLP)

Algoritmo Backpropagation - Aplicación del gradiente (general)

Gradiente de error local instantáneo

$$\delta_j = \frac{\partial \xi(n)}{\partial y_j(n)} \frac{\partial y_j(n)}{\partial v_j(n)}$$

$$\frac{\partial y_j(n)}{\partial v_j(n)} = \frac{1}{2} (1 + y_j(n)) (1 - y_j(n))$$

$$\Rightarrow \delta_j = \frac{\partial \xi(n)}{\partial y_j(n)} \frac{1}{2} (1 + y_j(n)) (1 - y_j(n))$$

Extraído del material del curso "Inteligencia Computacional", 4to año FICH-UNL.

Perceptrón multicapa (MLP)

Algoritmo Backpropagation - Retropropagación

Retropropagación en la capa III (salida)

$$\Delta w_{ji}^{III} = \mu \delta_j^{III} y_i^{II}(n)$$

$$\delta_j^{III}(n) = -\frac{\partial \xi(n)}{\partial y_j^{III}(n)} \cdot \frac{1}{2} (1 + y_j^{III}(n)) (1 - y_j^{III}(n))$$

$$\delta_j^{III}(n) = -\frac{\partial \xi(n)}{\partial e_j(n)} \frac{\partial e_j(n)}{\partial y_j^{III}(n)} \cdot \frac{1}{2} (1 + y_j^{III}(n)) (1 - y_j^{III}(n))$$

$$\delta_j^{III}(n) = -\frac{\partial \left\{ \frac{1}{2} \sum_j e_j^2(n) \right\}}{\partial e_j(n)} \cdot \frac{\partial \{d_j^{III}(n) - y_j^{III}(n)\}}{\partial y_j^{III}(n)} \cdot \frac{1}{2} (1 + y_j^{III}(n)) (1 - y_j^{III}(n))$$

$$\delta_j^{III}(n) = \frac{1}{2} e_j(n) (1 + y_j^{III}(n)) (1 - y_j^{III}(n)) \star$$

$$\Delta w_{ji}^{III}(n) = \mu e_j(n) (1 + y_j^{III}(n)) (1 - y_j^{III}(n)) y_i^{II}(n)$$

Perceptrón multicapa (MLP)

Algoritmo Backpropagation - Retropropagación

Retropropagación en la capa II (oculta)

$$\Delta w_{ji}^H = \mu \delta_j^H y_i^I(n)$$

$$\delta_j^H(n) = -\frac{\partial \xi(n)}{\partial y_j^H(n)} \cdot \frac{1}{2} (1 + y_j^H(n)) (1 - y_j^H(n))$$

$$\delta_j^H(n) = -\frac{\partial \left\{ \frac{1}{2} \sum_k e_k^2(n) \right\}}{\partial y_j^H(n)} \cdot \frac{1}{2} (1 + y_j^H(n)) (1 - y_j^H(n))$$

$$\delta_j^H(n) = -\frac{1}{2} \sum_k \frac{\partial e_k^2(n)}{\partial y_j^H(n)} \cdot \frac{1}{2} (1 + y_j^H(n)) (1 - y_j^H(n))$$

$$\delta_j^H(n) = -\sum_k e_k(n) \frac{\partial e_k(n)}{\partial y_j^H(n)} \cdot \frac{1}{2} (1 + y_j^H(n)) (1 - y_j^H(n))$$

Perceptrón multicapa (MLP)

Algoritmo Backpropagation - Retropropagación

Retropropagación en la capa II (oculta)

$$\Delta w_{ji}^H = \mu \delta_j^H y_i^I(n)$$

$$\delta_j^H(n) = - \sum_k e_k(n) \frac{\partial e_k(n)}{\partial y_j^H(n)} \cdot \frac{1}{2} (1 + y_j^H(n)) (1 - y_j^H(n))$$

$$\delta_j^H(n) = - \sum_k e_k(n) \frac{\partial e_k(n)}{\partial y_j^H(n)} \frac{\partial y_k^H(n)}{\partial v_k^H(n)} \frac{\partial v_k^H(n)}{\partial y_j^H(n)} \cdot \frac{1}{2} (1 + y_j^H(n)) (1 - y_j^H(n))$$

$$\delta_j^H(n) = - \sum_k e_k(n) \frac{\partial \{d_k^H(n) - y_k^H(n)\}}{\partial y_k^H(n)} \cdot \frac{1}{2} (1 + y_k^H(n)) (1 - y_k^H(n)) \cdot \frac{\partial \{\sum_j w_{kj}^H(n) y_j^H(n)\}}{\partial y_j^H(n)} \cdot \frac{1}{2} (1 + y_j^H(n)) (1 - y_j^H(n))$$

$$\delta_j^H(n) = - \sum_k e_k(n) (-1) \cdot \frac{1}{2} (1 + y_k^H(n)) (1 - y_k^H(n)) \cdot w_{kj}^H(n) \cdot \frac{1}{2} (1 + y_j^H(n)) (1 - y_j^H(n))$$

Perceptrón multicapa (MLP)

Algoritmo Backpropagation - Retropropagación

Retropropagación en la capa II (oculta)

$$\Delta w_{ji}^{II} = \mu \delta_j^{II} y_i^I(n)$$

De la capa III★, sabemos que:

$$\delta_j^{III}(n) = \frac{1}{2} e_j(n) (1 + y_j^{III}(n)) (1 - y_j^{III}(n))$$

También sabemos que:

$$\delta_j^{II}(n) = \sum_k e_k(n) \cdot \frac{1}{2} (1 + y_k^{III}(n)) (1 - y_k^{III}(n)) \cdot w_{kj}^{III}(n) \cdot \frac{1}{2} (1 + y_j^{II}(n)) (1 - y_j^{II}(n))$$

Reemplazando:

$$\delta_j^{II}(n) = \sum_k \delta_k^{III}(n) \cdot w_{kj}^{III}(n) \cdot \frac{1}{2} (1 + y_j^{II}(n)) (1 - y_j^{II}(n))$$

Perceptrón multicapa (MLP)

Algoritmo Backpropagation - Retropropagación

Retropropagación en la capa II (oculta)

Dado que:

$$\Delta w_{ji}^{II} = \mu \delta_j^{II} y_i^I(n)$$

$$\delta_j^{II}(n) = \sum_k \delta_k^{III}(n) \cdot w_{kj}^{III}(n) \cdot \frac{1}{2} (1 + y_j^{II}(n)) (1 - y_j^{II}(n))$$

$$\delta_j^{III}(n) = \frac{1}{2} e_j(n) (1 + y_j^{III}(n)) (1 - y_j^{III}(n))$$

Se deduce:

$$\Delta w_{ji}^{II} = \mu \left[\sum_k \delta_k^{III}(n) w_{kj}^{III}(n) \right] (1 + y_j^{II}(n)) (1 - y_j^{II}(n)) y_i^I(n)$$

Perceptrón multicapa (MLP)

Algoritmo Backpropagation - Retropropagación

Generalización para la capa p

$$\Delta w_{ji}^{II} = \mu \left[\sum_k \delta_k^{III}(n) w_{kj}^{III}(n) \right] (1 + y_j^{III}(n)) (1 - y_j^{III}(n)) y_i^I(n)$$

⇓

$$\Delta w_{ji}^p = \mu \left\langle \delta^{p+1}, \mathbf{w}_j^{p+1} \right\rangle (1 + y_j^p(n)) (1 - y_j^p(n)) y_i^{p-1}(n)$$

Extraído del material del curso "Inteligencia Computacional", 4to año FICH-UNL.

Perceptrón multicapa (MLP)

Algoritmo Backpropagation - Explicación gráfica

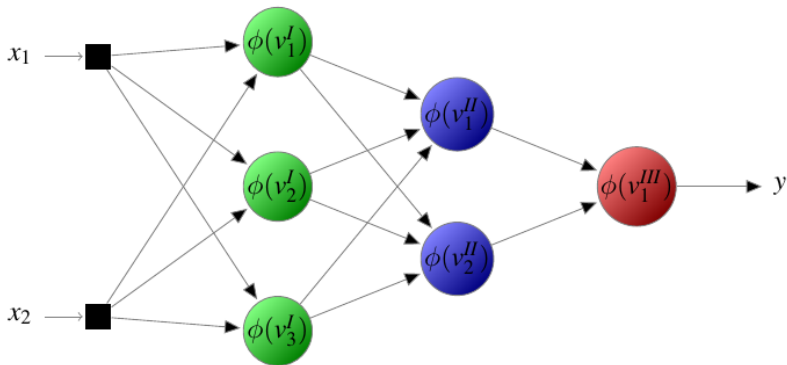
- 1 Inicialización aleatoria.
- 2 Propagación hacia adelante.
- 3 Propagación hacia atrás.
- 4 Adaptación de los pesos.
- 5 Iteración: vuelve a 2 hasta convergencia o finalización.

Extraído del material del curso "Inteligencia Computacional", 4to año FICH-UNL.

Perceptrón multicapa (MLP)

Algoritmo Backpropagation - Explicación gráfica

Propagación hacia adelante

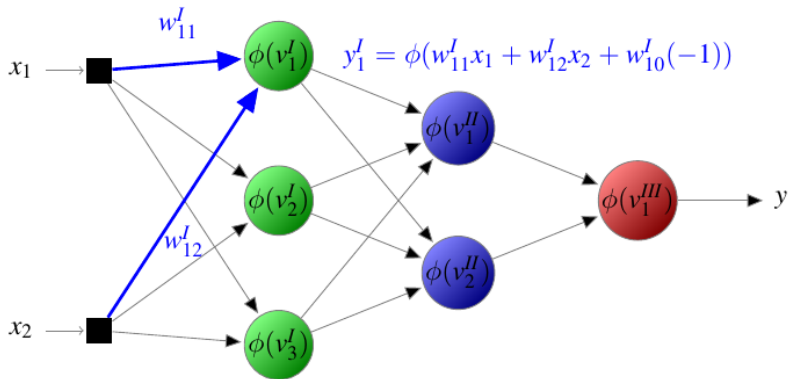


Extraído del material del curso "Inteligencia Computacional", 4to año FICH-UNL.

Perceptrón multicapa (MLP)

Algoritmo Backpropagation - Explicación gráfica

Propagación hacia adelante

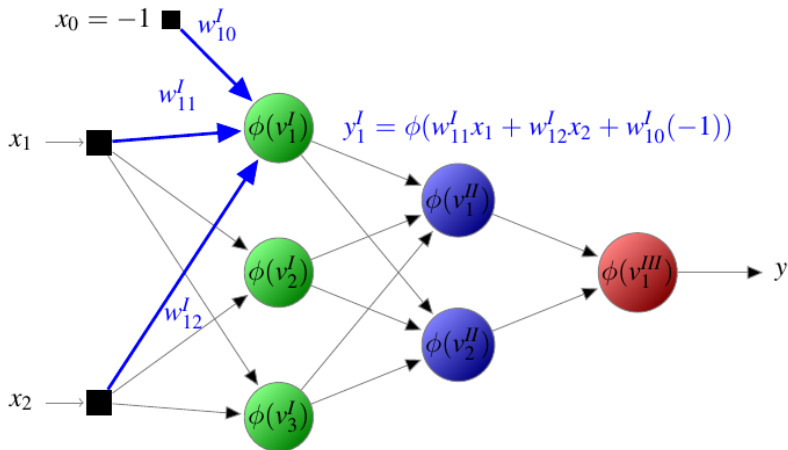


Extraído del material del curso "Inteligencia Computacional", 4to año FICH-UNL.

Perceptrón multicapa (MLP)

Algoritmo Backpropagation - Explicación gráfica

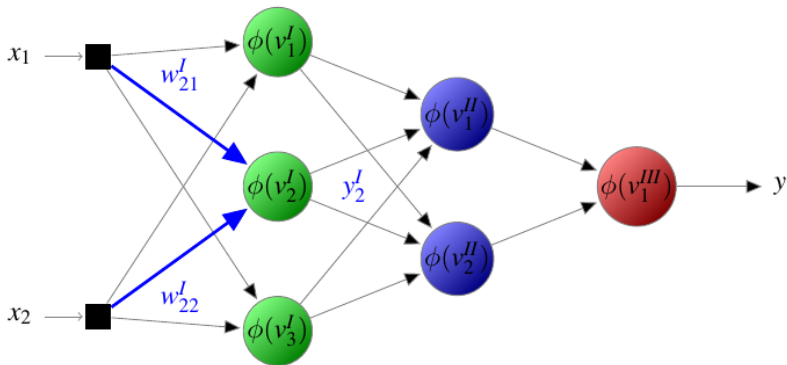
Propagación hacia adelante



Perceptrón multicapa (MLP)

Algoritmo Backpropagation - Explicación gráfica

Propagación hacia adelante

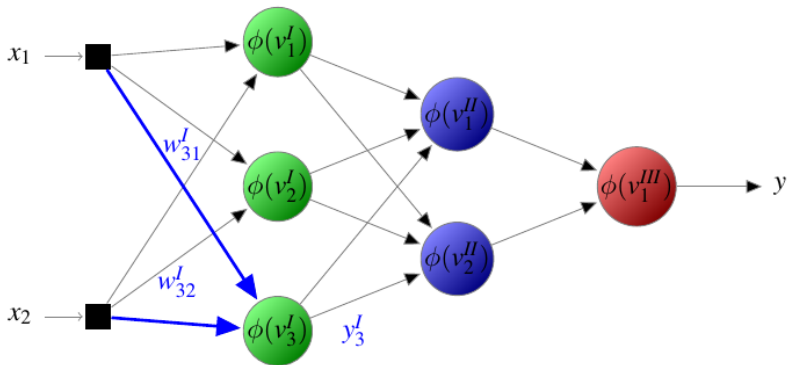


Extraído del material del curso "Inteligencia Computacional", 4to año FICH-UNL.

Perceptrón multicapa (MLP)

Algoritmo Backpropagation - Explicación gráfica

Propagación hacia adelante

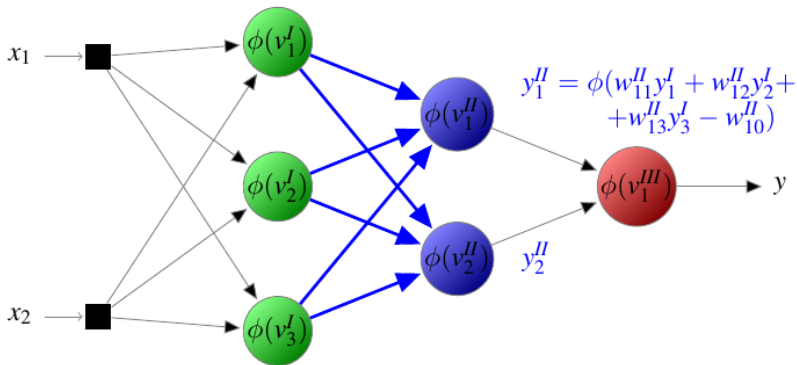


Extraído del material del curso "Inteligencia Computacional", 4to año FICH-UNL.

Perceptrón multicapa (MLP)

Algoritmo Backpropagation - Explicación gráfica

Propagación hacia adelante

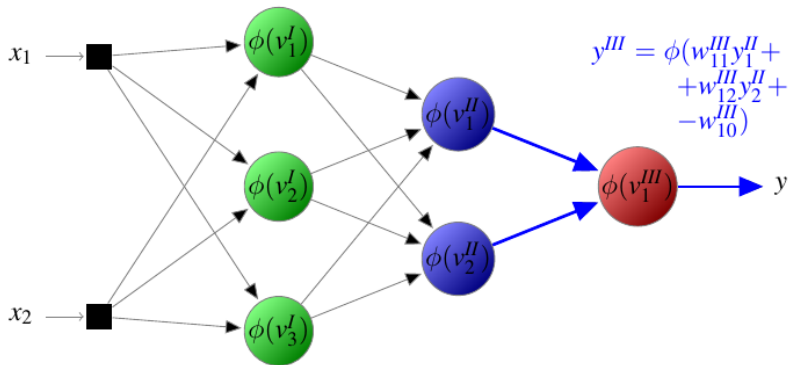


Extraído del material del curso "Inteligencia Computacional", 4to año FICH-UNL.

Perceptrón multicapa (MLP)

Algoritmo Backpropagation - Explicación gráfica

Propagación hacia adelante

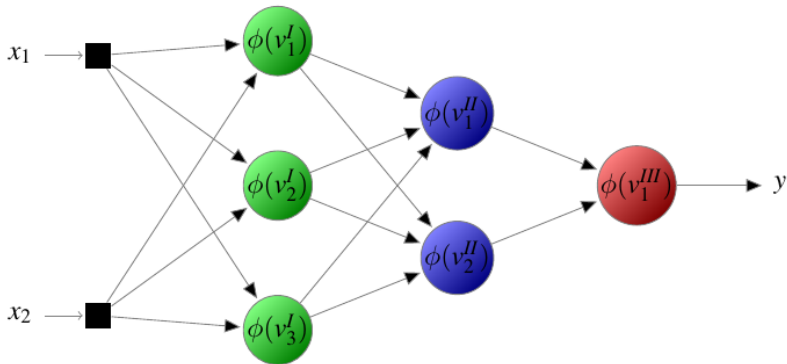


Extraído del material del curso "Inteligencia Computacional", 4to año FICH-UNL.

Perceptrón multicapa (MLP)

Algoritmo Backpropagation - Explicación gráfica

Propagación hacia atrás

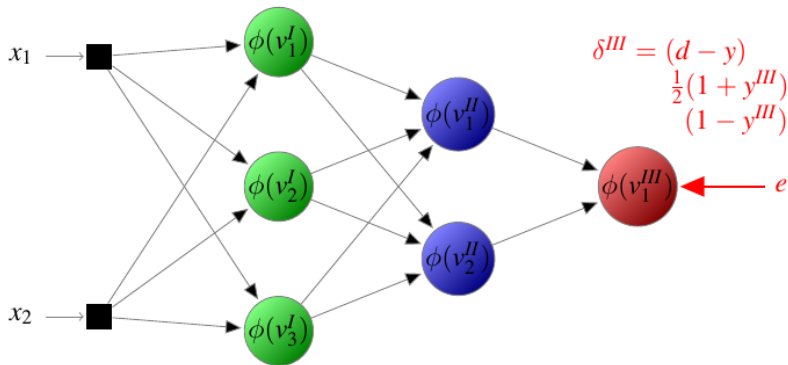


Extraído del material del curso "Inteligencia Computacional", 4to año FICH-UNL.

Perceptrón multicapa (MLP)

Algoritmo Backpropagation - Explicación gráfica

Propagación hacia atrás

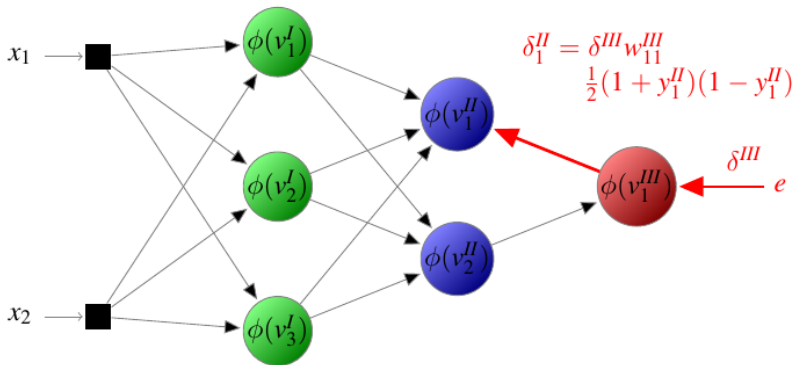


Extraído del material del curso "Inteligencia Computacional", 4to año FICH-UNL.

Perceptrón multicapa (MLP)

Algoritmo Backpropagation - Explicación gráfica

Propagación hacia atrás

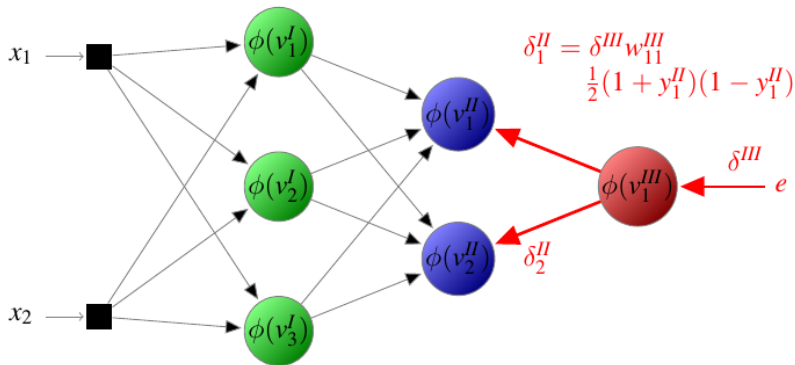


Extraído del material del curso "Inteligencia Computacional", 4to año FICH-UNL.

Perceptrón multicapa (MLP)

Algoritmo Backpropagation - Explicación gráfica

Propagación hacia atrás

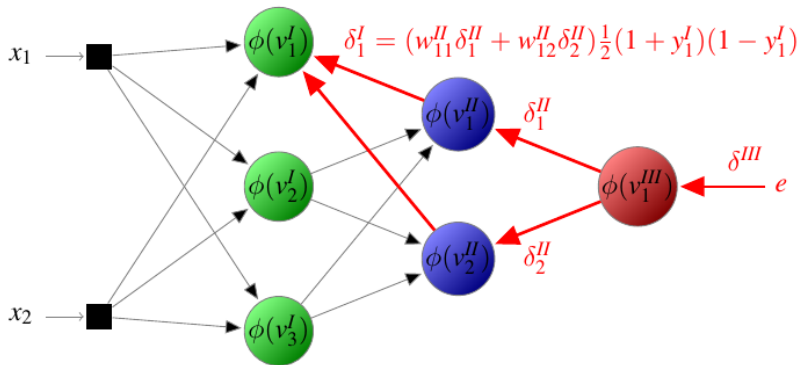


Extraído del material del curso "Inteligencia Computacional", 4to año FICH-UNL.

Perceptrón multicapa (MLP)

Algoritmo Backpropagation - Explicación gráfica

Propagación hacia atrás

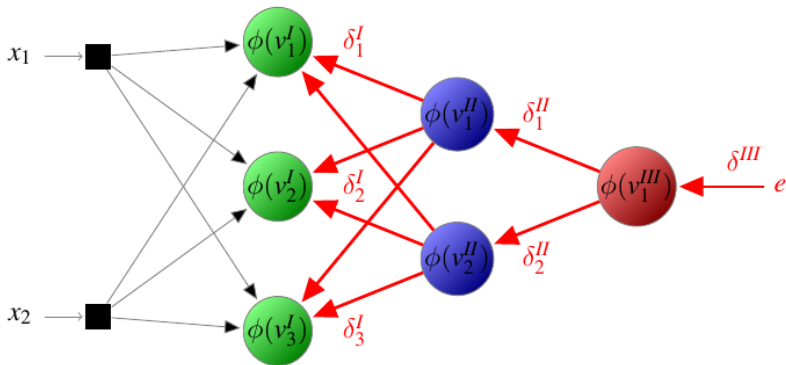


Extraído del material del curso "Inteligencia Computacional", 4to año FICH-UNL.

Perceptrón multicapa (MLP)

Algoritmo Backpropagation - Explicación gráfica

Propagación hacia atrás

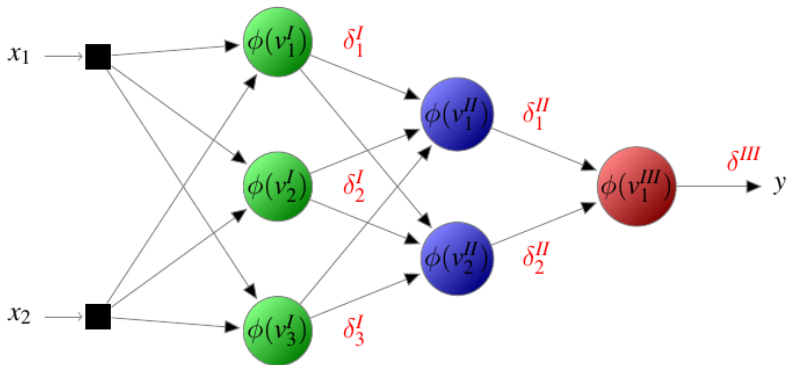


Extraído del material del curso "Inteligencia Computacional", 4to año FICH-UNL.

Perceptrón multicapa (MLP)

Algoritmo Backpropagation - Explicación gráfica

Ajuste de pesos

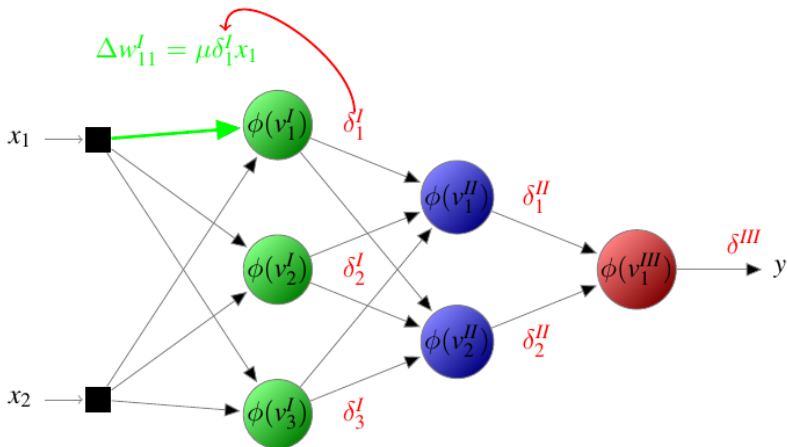


Extraído del material del curso "Inteligencia Computacional", 4to año FICH-UNL.

Perceptrón multicapa (MLP)

Algoritmo Backpropagation - Explicación gráfica

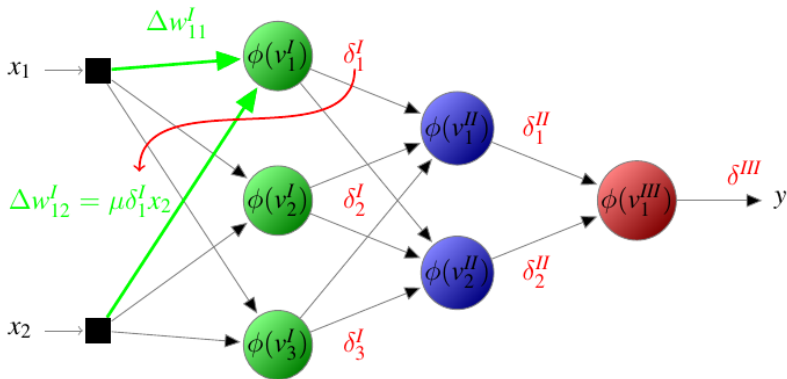
Ajuste de pesos



Perceptrón multicapa (MLP)

Algoritmo Backpropagation - Explicación gráfica

Ajuste de pesos

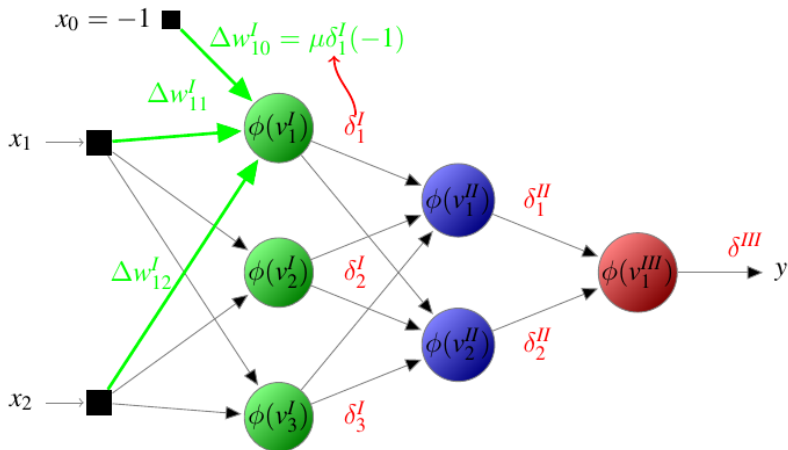


Extraído del material del curso "Inteligencia Computacional", 4to año FICH-UNL.

Perceptrón multicapa (MLP)

Algoritmo Backpropagation - Explicación gráfica

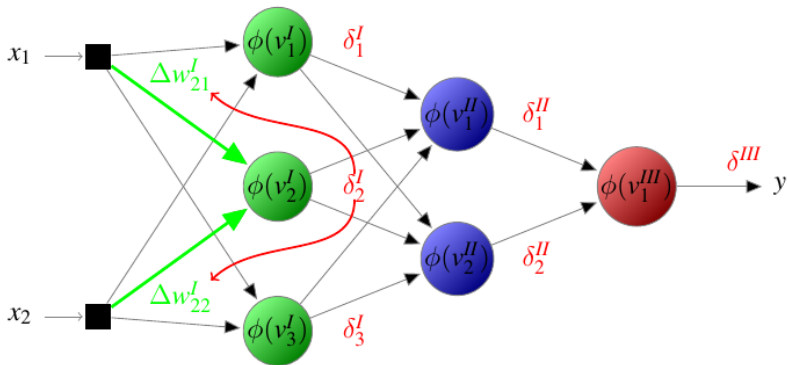
Ajuste de pesos



Perceptrón multicapa (MLP)

Algoritmo Backpropagation - Explicación gráfica

Ajuste de pesos

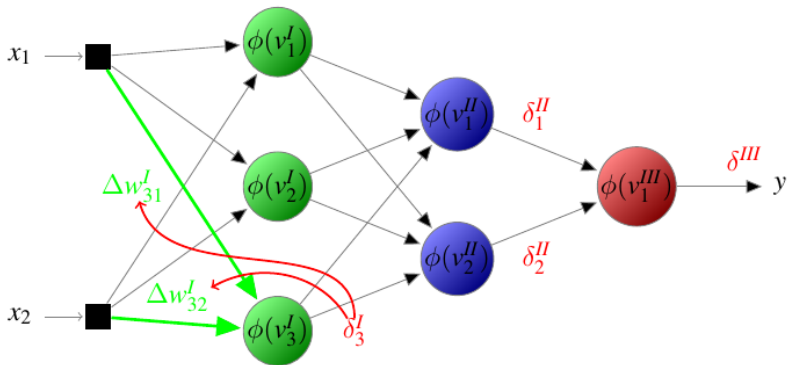


Extraído del material del curso "Inteligencia Computacional", 4to año FICH-UNL.

Perceptrón multicapa (MLP)

Algoritmo Backpropagation - Explicación gráfica

Ajuste de pesos

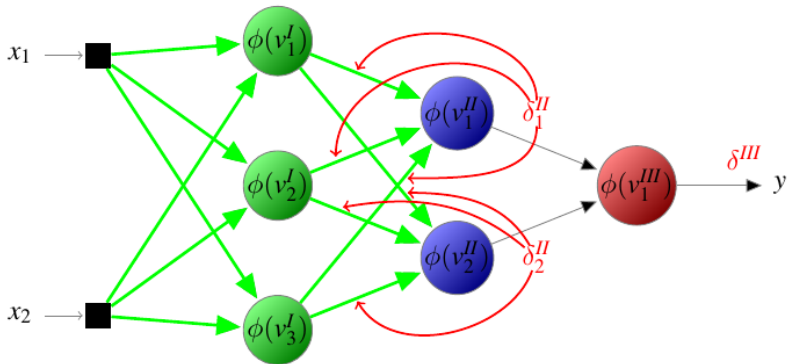


Extraído del material del curso "Inteligencia Computacional", 4to año FICH-UNL.

Perceptrón multicapa (MLP)

Algoritmo Backpropagation - Explicación gráfica

Ajuste de pesos

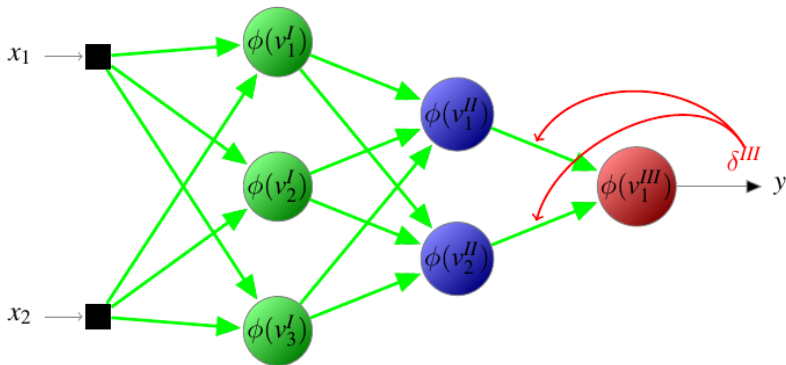


Extraído del material del curso "Inteligencia Computacional", 4to año FICH-UNL.

Perceptrón multicapa (MLP)

Algoritmo Backpropagation - Explicación gráfica

Ajuste de pesos

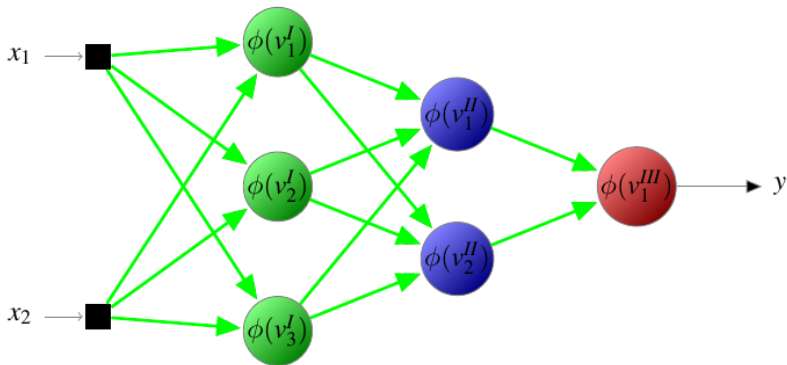


Extraído del material del curso "Inteligencia Computacional", 4to año FICH-UNL.

Perceptrón multicapa (MLP)

Algoritmo Backpropagation - Explicación gráfica

Ajuste de pesos



Extraído del material del curso "Inteligencia Computacional", 4to año FICH-UNL.

Perceptrón multicapa (MLP)

Término de momento

$$\Delta w_{ji}(n) = -\eta \frac{\partial \xi(n)}{\partial w_{ji}(n)} + \alpha \Delta w_{ji}(n-1)$$

- $0.5 \leq \alpha \leq 1.0$.
- Permite utilizar tasas de aprendizaje más altas.
- Reduce las oscilaciones que pueden producirse durante el entrenamiento.
- Acelera la convergencia en zonas con poca pendiente.
- Favorece el suavizado de la curva de convergencia.
- Introduce un aumento el costo de almacenamiento, ya que deben almacenarse las actualizaciones de peso $\Delta w_i(n-1)$.

Perceptrón multicapa (MLP)

Término de momento

$$\Delta w_{ji}(n) = -\eta \frac{\partial \xi(n)}{\partial w_{ji}(n)} + \alpha \Delta w_{ji}(n-1)$$

- $0.5 \leq \alpha \leq 1.0$.
- Permite utilizar tasas de aprendizaje más altas.
- Reduce las oscilaciones que pueden producirse durante el entrenamiento.
- Acelera la convergencia en zonas con poca pendiente.
- Favorece el suavizado de la curva de convergencia.
- Introduce un aumento el costo de almacenamiento, ya que deben almacenarse las actualizaciones de peso $\Delta w_i(n-1)$.