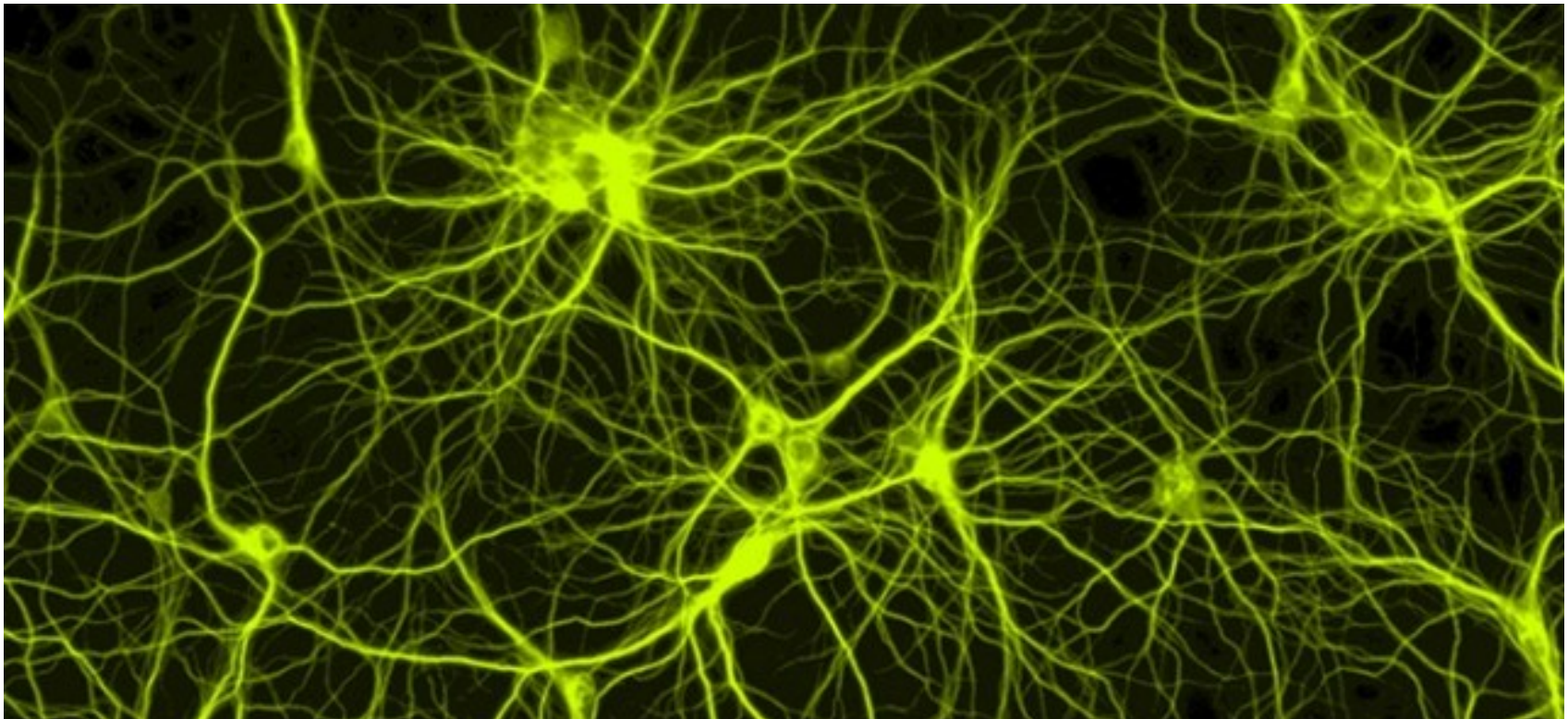
Neural Networks

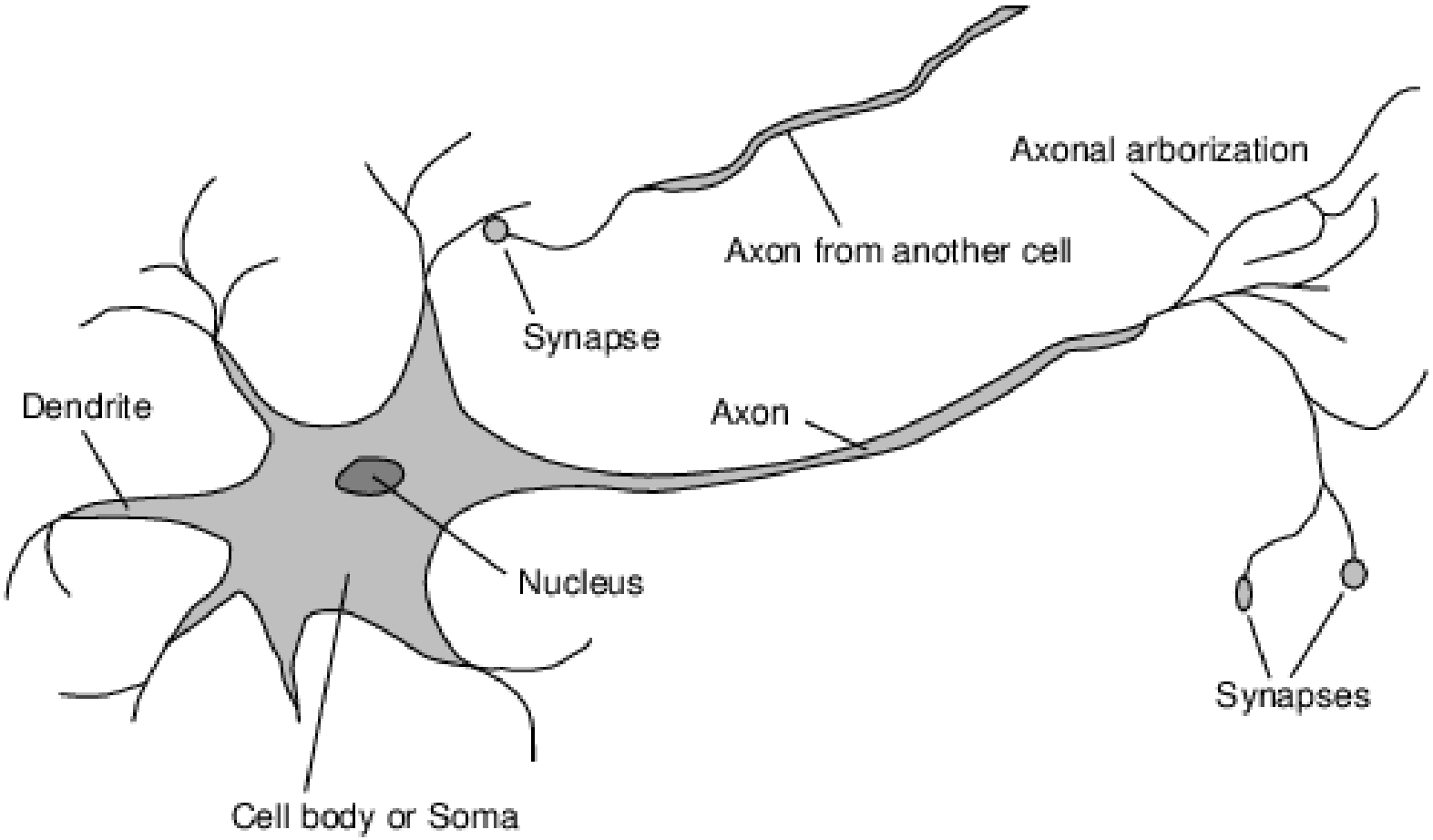
Figure taken from: https://www.extremetech.com/extreme/179223-the-first-real-time-non-invasive-imaging-of-neurons-forming-a-neural-network



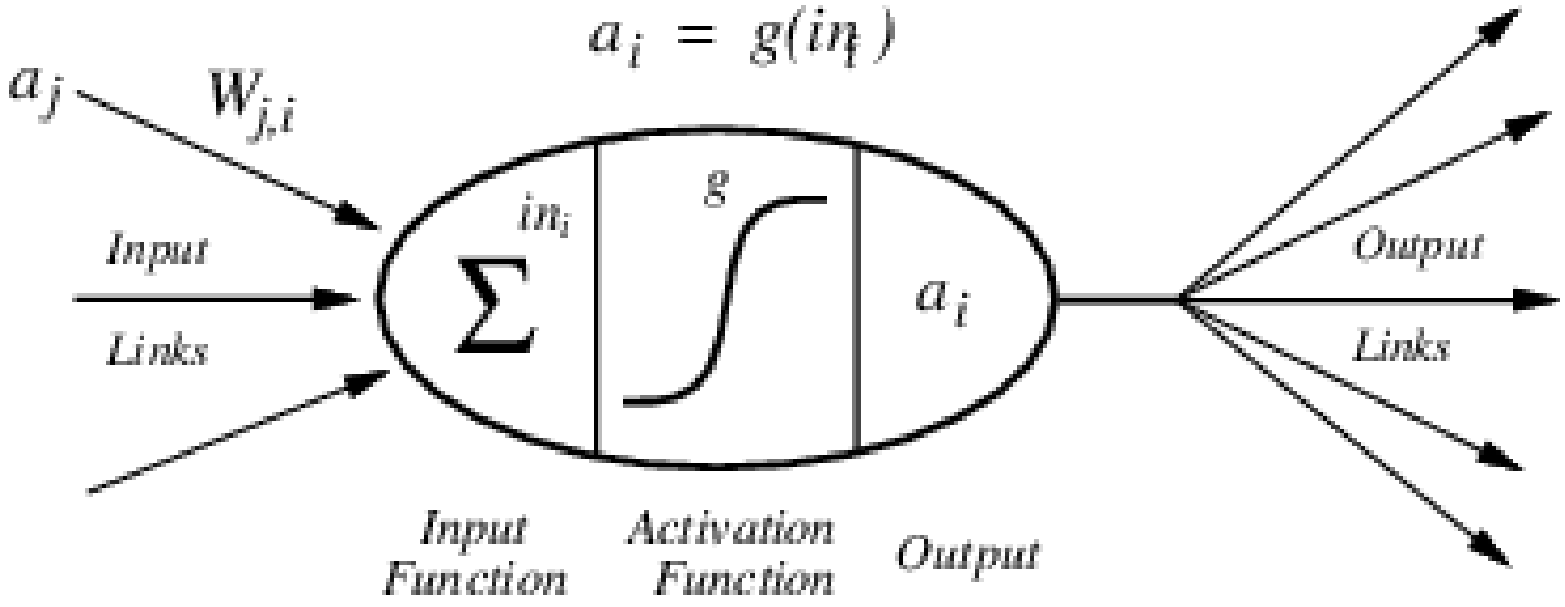
Neural Networks

- Do ponto de vista computacional: método para representar funções usando redes de elementos aritméticos simples.
- Método pode aprender novas funções através de exemplos.
- Do ponto de vista biológico: Modelo matemático para a operação do cerébro.
- **Neurônios**: Elementos aritméticos simples.
- **Redes Neuronais**: conj de neurônios interligados.

Neural Networks: esquema de um neurônio biológico



Neural Networks: esquema de um neurônio computacional



Neural Networks: neurônio computacional

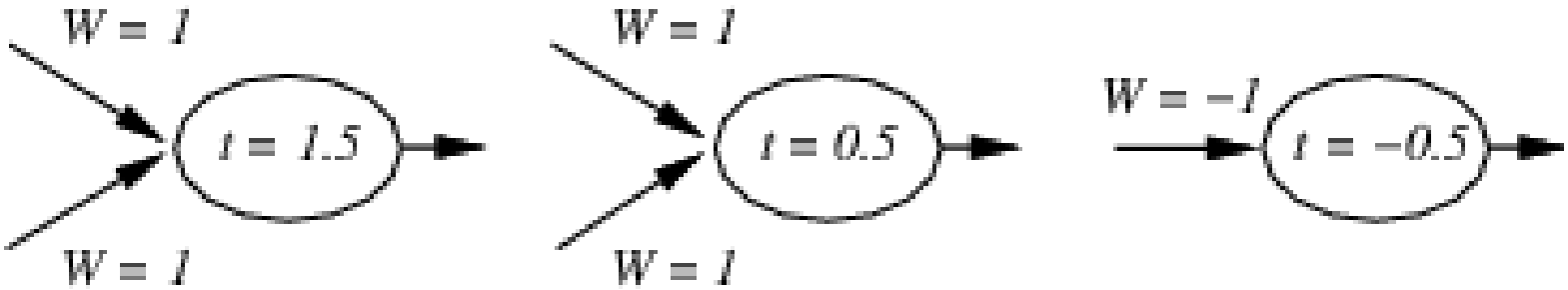
- Cada neurônio i possui um conjunto de entradas in_j com valores provenientes dos neurônios vizinhos j.
- A cada ligação do neurônio i com o neurônio j é associado um peso w_{ij}
- Cada neurônio faz uma operação muito simples: $\sum_j in_j w_{ij}, 1 < j < \#vizinhos_i$ produzindo um valor numérico
- Aplicamos sobre este valor uma **função de ativação** que produzirá o valor de saída do neurônio i
- Estas funções precisam ser diferenciáveis para que seja possível minimizar o erro de classificação durante o treinamento da rede
- Possíveis funções de ativação: step0, step, sigmóide, reLU, tanh
- A aprendizagem é feita com o ajuste dos pesos da rede

Neural Networks: comparação de desempenho comp x humano

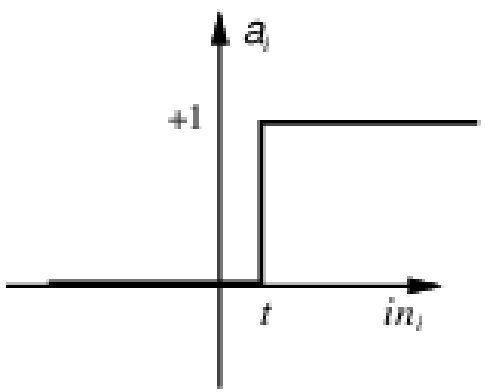
	Computer	Human Brain
Computational units	1 CPU, 10^5 gates	10^{11} neurons
Storage units	10^9 bits RAM, 10^{10} bits disk	10^{11} neurons, 10^{14} synapses
Cycle time	10^{-8} sec	10^{-3} sec
Bandwidth	10^9 bits/sec	10^{14} bits/sec
Neuron updates/sec	10^5	10^{14}

Neural Networks

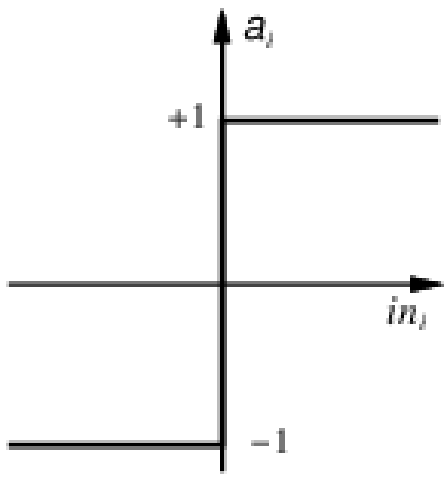
- Para construir uma rede: definir a topologia: número de unidades, tipos de unidades, formato das conexões.
- Próximo passo: inicializar os pesos da rede (normalmente de forma aleatória) e treinar estes pesos usando um algoritmo de aprendizagem aplicado a um conj de treinamento para a determinada tarefa implementada pela rede.
- A operação de unidades individuais pode ser comparada com portas lógicas (McCulloch and Pitts).



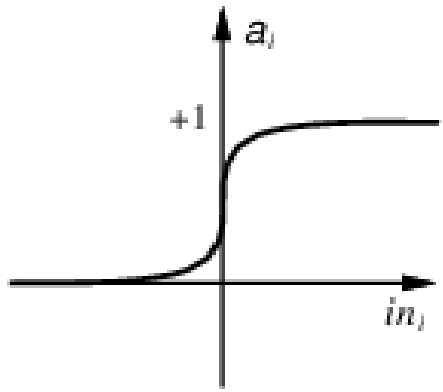
Neural Networks: funções de ativação comumente utilizadas



(a) Step function



(b) Sign function



(c) Sigmoid function

Estruturas de Redes Neuronais

- **feed-forward**: não há ciclos, grafo direcionado (DAG), links unidirecionais.
- **recorrente**: links podem formar topologias arbitrárias.
- Normalmente, redes feed-forward organizadas em camadas. Não há links entre nós da mesma camada, e links de uma camada para outra são unidirecionais.
- Computação pode prosseguir uniformemente da entrada para a saída.
- Em redes feed-forward também não temos memória (estados internos), visto que a informação não retorna para os nós das camadas anteriores.

Exemplos de Redes Neuronais Recorrentes

- **Hopfield**: conexões bidirecionais entre os nós com pesos simétricos.
- todos os nós podem ser entradas ou saídas.
- função de ativação g produz -1 ou +1.
- Não encontra ótimos globais.

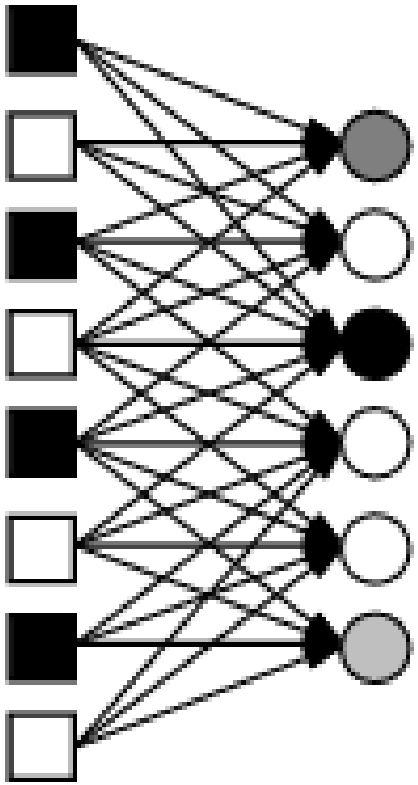
Exemplos de Redes Neuronais Recorrentes

- **Máquinas de Boltzmann**: também usa pesos simétricos, mas inclui unidades (escondidas) que não são entrada nem saída.
- Utilizam função de ativação estocástica, onde a prob da saída ser 1 é função dos pesos da entrada.
- Análogas ao algoritmo de "simulated annealing", pois procura pela configuração que melhor se aproxima do conj de treinamento (tenta encontrar ótimos globais).
- Pode-se encontrar uma estrutura de rede que seja ótima através de algoritmos genéticos ou através de algoritmos do tipo "hill-climbing" (exemplo: Teaching Super Mario, `https://www.youtube.com/watch?v=05rEefXlmhI`).

Perceptrons

- Exemplos mais simples de redes feed-forward com apenas 1 camada.
- O que perceptrons conseguem representar?
- Função de maioria, por exemplo, onde a saída é 1 se mais da metade das n entradas forem iguais a 1.
- $O = Step_0(\sum_j W_j I_j) = Step_0(\mathbf{WI})$
- $W_j = 1$ e threshold $t = n/2$.
- Mesma função de maioria representada com árvores de decisão, $O(2^n)$ nós. Com perceptrons, 1 unidade de saída e n pesos são suficientes para representar compactamente esta função.

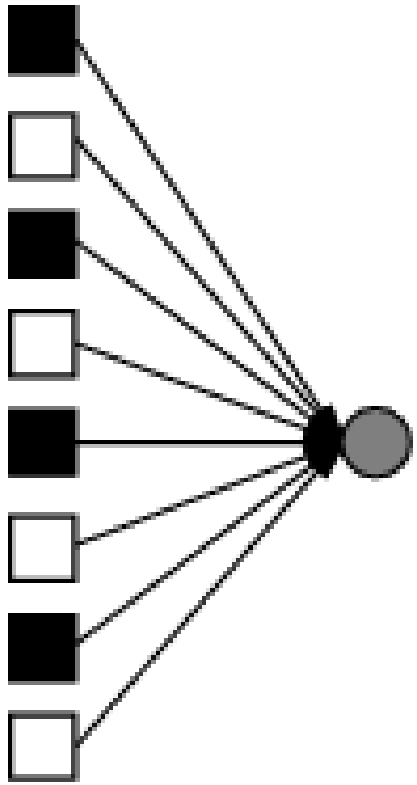
Perceptrons



I_j W_{ji} O_i

Input Units Output Units

Perceptron Network



I_j W_j O

Input Units Output Unit

Single Perceptron

Perceptrons: regra para aprendizagem

- Inicializar pesos $w_0, w_1, w_2, \ldots, w_d$
- Repeat
  - for each training example (x_i, y_i)
    - compute $f(w, x_i)$
    - update the weights:

$$w^{(k+1)} = w^{(k)} + \lambda \lfloor y_i - f(w^{(k)}, x_i) \rfloor x_i$$

- Until stopping criteria condition is met

Redes de Hopfield: algoritmo

for i = 1 to n do
    $v_i = v_i^0$;
endfor
repeat
    for i = 1 to n do
        $v_i^- = v_i$;
        $v_i = step(\sum_{j=1}^{n} w_{ij} v_j + e_i - \Theta_i)$
until $v_i = v_i^-$ for all $n_i \in N$

Hopfield: exemplo 1 - Memória Associativa

- Rede vai estar carregada inicialmente com um endereço de memória
- Resultado esperado: que a rede convirja para aquele endereço
- Cada neurônio representado como um bit do endereço de memória
- matriz de pesos calculada por: $(2b_i - 1)(2b_j - 1)$, com b_i e b_j correspondendo aos bits i e j do endereço de memória
- matriz de pesos para o endereço 1001 (palavra de 4 bits)

bit	0	1	2	3
0	*	-1	-1	1
1	-1	*	1	-1
2	-1	1	*	-1
3	1	-1	-1	*

Hopfield: exemplo 1 - Memória Associativa

- Resultados dependem da entrada e do limiar θ (estado inicial=1001)

Entrada	Saída	
	$\theta = 0$	$\theta = -1$
0000	1001	1111
1001	1001	1001
1101	1001	1111
1010	1001	1001
1111	0110	1111
0110	0110	0110
0101	0110	1111
0111	0110	0110

Hopfield: exemplo 1 - Memória Associativa

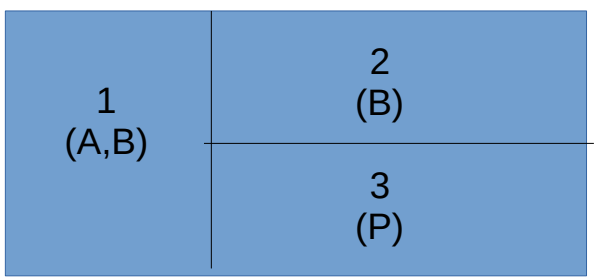
- Resultados dependem da entrada e do limiar θ (estado inicial=01101001)

Entrada	Saída ($\theta = 0$)
00000000	01101001
00001100	01101001
11001100	01101001
11111111	10010110
10000001	10010110
01010101	10010110

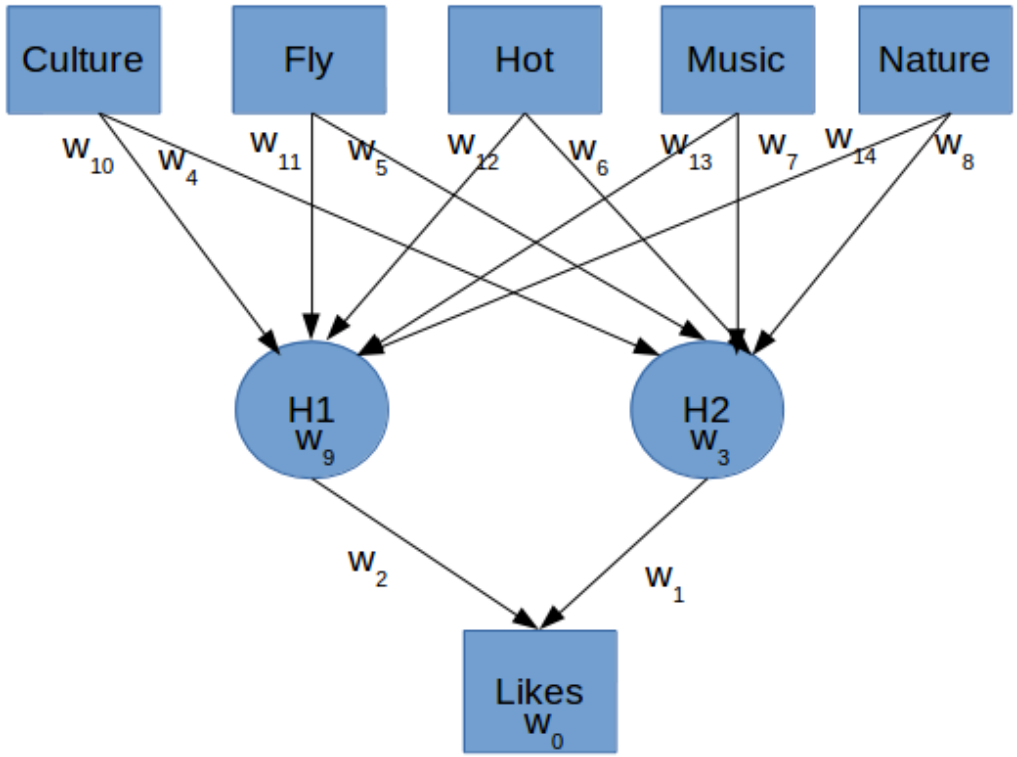
Hopfield: exemplo 2 - Coloração de mapas

- cada neurônio é representado por um par região-cor (1A significa, por exemplo, região A com cor amarela)
- pesos são atribuídos às ligações entre os neurônios, de forma que duas regiões adjacentes não possam ser pintadas com a mesma cor (por exemplo, peso -2)
- matriz de pesos para o mapa 1, com 3 regiões:

bit	1A	1B	2B	3P
0	*	-2	1	1
1	-2	*	0	1
2	-1	0	*	1
3	1	1	1	*



NN example



Calculations and explanation are in the link: `http://artint.info/html/ArtInt_183.html`, AI book by Poole and Mackworth.

Deep Learning using Neural Networks: Abstraction

Various layers where each layer learns a hierarchical more complex concept.

Neural Networks

- Argumentos a favor de redes neuronais:
  - Esperança de que um dispositivo possa ser construído de forma a combinar o paralelismo inerente do cérebro com trocas rápidas de contexto.
  - Redes neuronais podem prover um modelo de paralelismo massivo em contraste com paralelização de algoritmos tradicionais.
  - **Degradação gradual**: se algo errado acontecer, o desempenho decresce gradualmente.
  - Projetadas para serem treinadas utilizando algoritmos de aprendizagem indutiva.