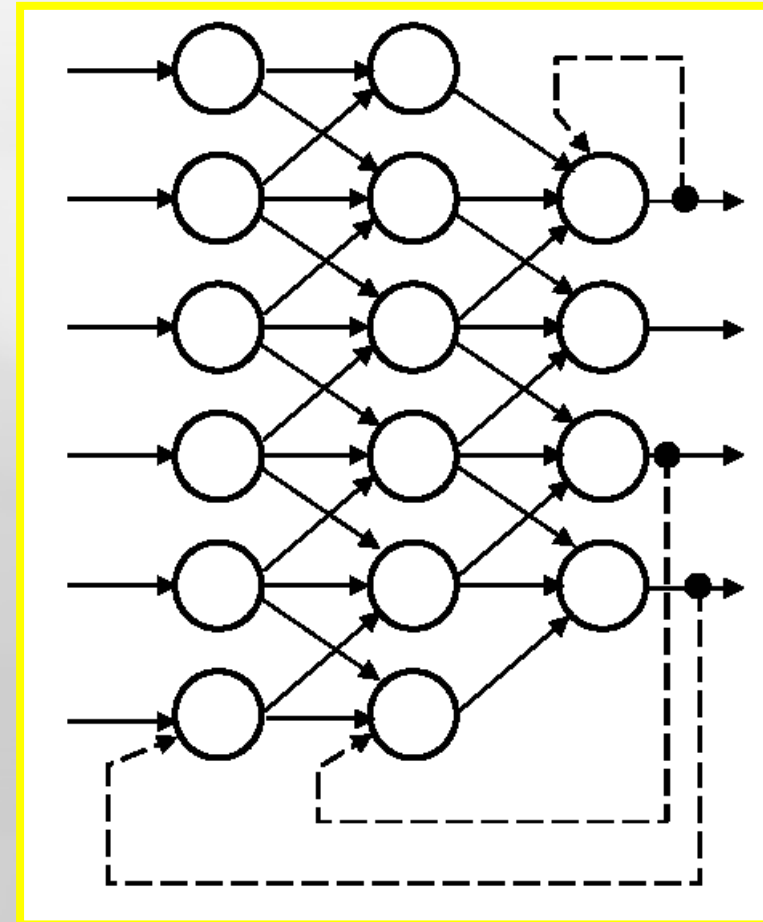


Sieci rekurencyjne

Sieci rekurencyjne

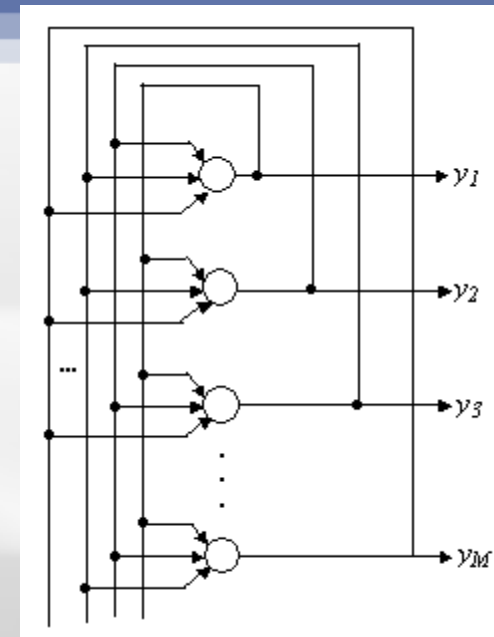
- ✓ Charakteryzują się:
 - istnieniem sprzężeń zwrotnych między wejściem, a wyjściem,
 - dwukierunkowym przepływem informacji,
 - występowaniem w ich pracy przebiegi dynamiczne
- ✓ Do najczęściej spotykanych sieci rekurencyjnych należą
 - **sieci Hopfielda**,
 - **maszyna Boltzmana**,
 - **sieci BAM** (Bidirectional Associative Memory),
 - **sieci ART** (Adaptive Resonance Theory).



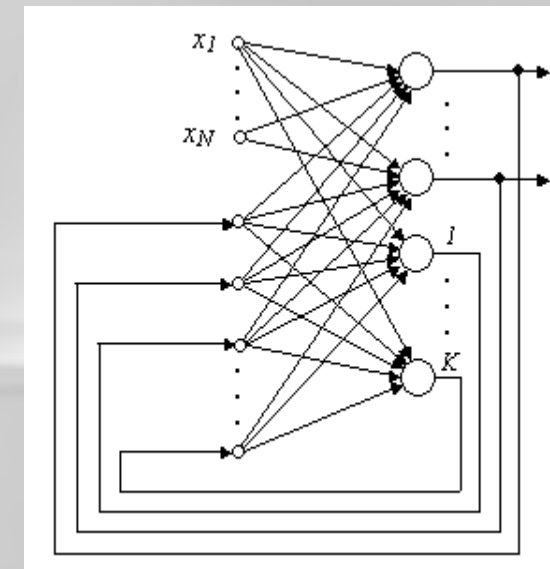
Sieci rekurencyjne

- ✓ W układach biologicznych neurony mają silne sprzężenia zwrotne.
- ✓ Zamknięcie pętli sprzężenia zwrotnego powoduje, że sieć staje się dynamiczna – sygnały na jej wyjściu zależą od:
 - aktualnego stanu wejść
 - stanu sieci (który zależy od wejść wcześniejszych)lub innymi słowy
 - stanu początkowego
 - podanych później pobudzeń

jednowarstwowa



wielowarstwowa



- ✓ Sieci rekurencyjne znajdują zastosowanie do rozwiązywania **problemów optymalizacyjnych** oraz jako **pamięci skojarzeniowe (asocjacyjne)**.

- ✓ **Pamięć skojarzeniowa (asocjacyjna)** jest jednym z podstawowych atrybutów ludzkiego mózgu. Ma dwie istotne cechy:
 - informacje zarejestrowane w pamięci asocjacyjnej mogą być dostępne poprzez podanie na wejściu systemu informacji skojarzonej,
 - ślad pamięciowy, zwany **engramem**, nie ma w pamięci asocjacyjnej ściślejszej lokalizacji - każda zarejestrowana informacja zlokalizowana jest w istocie w całej pamięci, na zasadzie kolektywnego działania wszystkich jej elementów.

- ✓ Pamięć asocjacyjna pełni funkcję układu reprezentującego wzajemne skojarzenia wektorów.
- ✓ W przypadku, gdy skojarzone wektory dotyczą tych samych składników tego samego wektora, mówimy o **pamięci autoasocjacyjnej** (sieć Hopfielda).
- ✓ Gdy skojarzone są dwa różne wektory można mówić o pamięci typu **heteroasocjacyjnego** (sieć Hamminga, sieć BAM).
- ✓ Podstawowym zadaniem pamięci asocjacyjnej jest zapamiętanie zbioru próbek wejściowych (uczących) w taki sposób, aby przy prezentacji nowej próbki układ mógł wygenerować odpowiedź, która dotyczyć będzie jednej z zapamiętanych wcześniej próbek, położonej najbliższej próbki testującej.

✓ **Najbardziej znanymi sieciami rekurencyjnymi są:**

- sieć Hopfielda,
- sieć BAM (Bidirectional Associative Memory)

✓ **rzadziej spotyka się:**

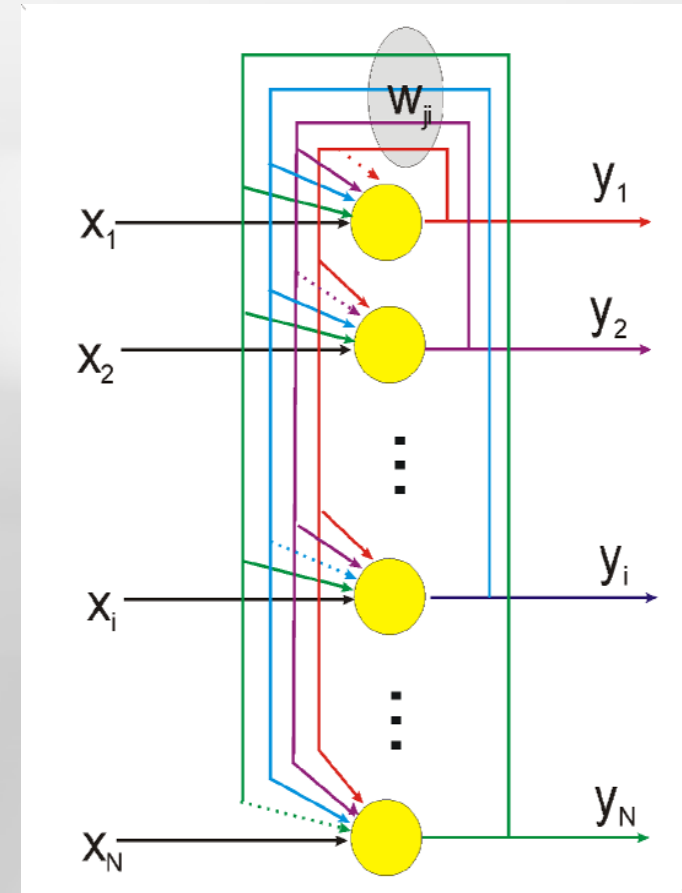
- sieć Hamminga
- sieć RTRN (Real Time Recurrent Network),
- sieć Elmana (o uproszczonej strukturze rekurencji),
- sieć RCC (Recurrent Cascade Correlation)

Sieć Hopfielda

✓ Założenia:

- **wszystkie neurony są ze sobą połączone** (fully connected network) wagami synaps w_{ji}
- **macierz wag połączeń jest symetryczna**, $W_{ij} = W_{ji}$ - symetria jest wygodna z teoretycznego p. widzenia, pozwala wprowadzić f. energii; jest nierealistyczna z biologicznego p. widzenia.
- wyjście neuronu nie jest kierowane na jego wejście $W_{ii} = 0$

✓ Brak podziału na warstwy.



Algorytm działania sieci Hopfielda

- ✓ Wybieramy losowo neuron.
- ✓ Obliczamy ważoną sumę połączeń do aktywnych sąsiadów.

$$u(k) = \sum_{i=1}^N w_{ji} x_i(k) - b_j$$

- ✓ Jeżeli suma jest dodatnia to neuron się aktywuje, w przeciwnym przypadku dezaktywuje.

$$y_j(k+1) = \begin{cases} 1 & \text{gdy } u_j(k) > 0 \\ y_j(k) & \text{gdy } u_j(k) = 0 \\ 0 & \text{gdy } u_j(k) < 0 \end{cases}$$

lub

$$y_j(k+1) = \begin{cases} 1 & \text{gdy } u_j(k) > 0 \\ y_j(k) & \text{gdy } u_j(k) = 0 \\ -1 & \text{gdy } u_j(k) < 0 \end{cases}$$

- ✓ Losujemy kolejny neuron i postępujemy według algorytmu, aż do uzyskania stanu stabilnego.
- ✓ Proces nazywa się równoległą relaksacją.

Funkcja energii

- ✓ Podczas pracy w danej chwili aktualizuje się wyjście tylko jednego neuronu
- ✓ Aktualizacja zawsze prowadzi do obniżenia funkcji energii (f. Lapunowa):

$$E(\mathbf{x}) = -\frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N w_{ij} y_i y_j + \sum_{i=1}^N b_i y_i$$

- w danej chwili zmienia się stan tylko jednego neuronu (np.: p -tego):

$$E(\mathbf{y}) = -\frac{1}{2} \sum_{j=1}^N w_{pj} y_p y_j + b_p y_p$$

- Zmiana wartości funkcji energii wynosi

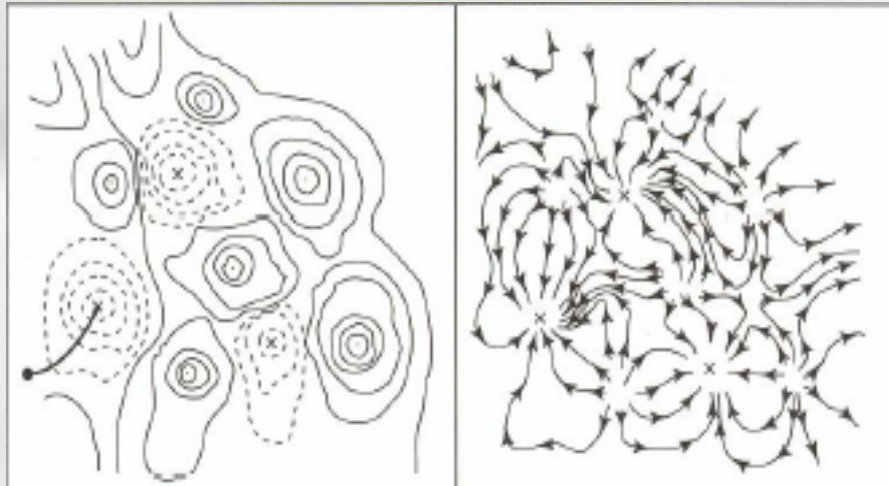
$$\Delta E(k) = E(\mathbf{y}(k+1)) - E(\mathbf{y}(k)) = -\Delta y_p(k) * u_p(k)$$

- jeśli $u_p \geq 0$ to y_p nie może zmaleć, więc energia zmaleje;
- jeśli $u_p < 0$ to $\Delta y_p < 0$, energia również zmaleje.

- ✓ Osiągnięcie minimum funkcji energii oznacza, że sieć znalazła się w stanie stabilnym (nie musi to być minimum globalne)

Atraktory

- ✓ Stany stabilne, odpowiadające minimum funkcji energii, nazywa się **atraktorami**.
 - Atraktory można porównać do najniższych punktów w dolinie, a dolinę nazwać niecką przyciągania atraktora (atraktory punktowe - tylko dla symetrycznych połączeń).



- ✓ O liczbie i rodzaju atraktorów oraz charakterze funkcji energii decyduje dobór wag połączeń między neuronami
- ✓ Stany stabilne: minima lokalne $E(W)$ odpowiadające pamiętanym wzorcom

Sieci ART (Adaptive Resonance Theory)

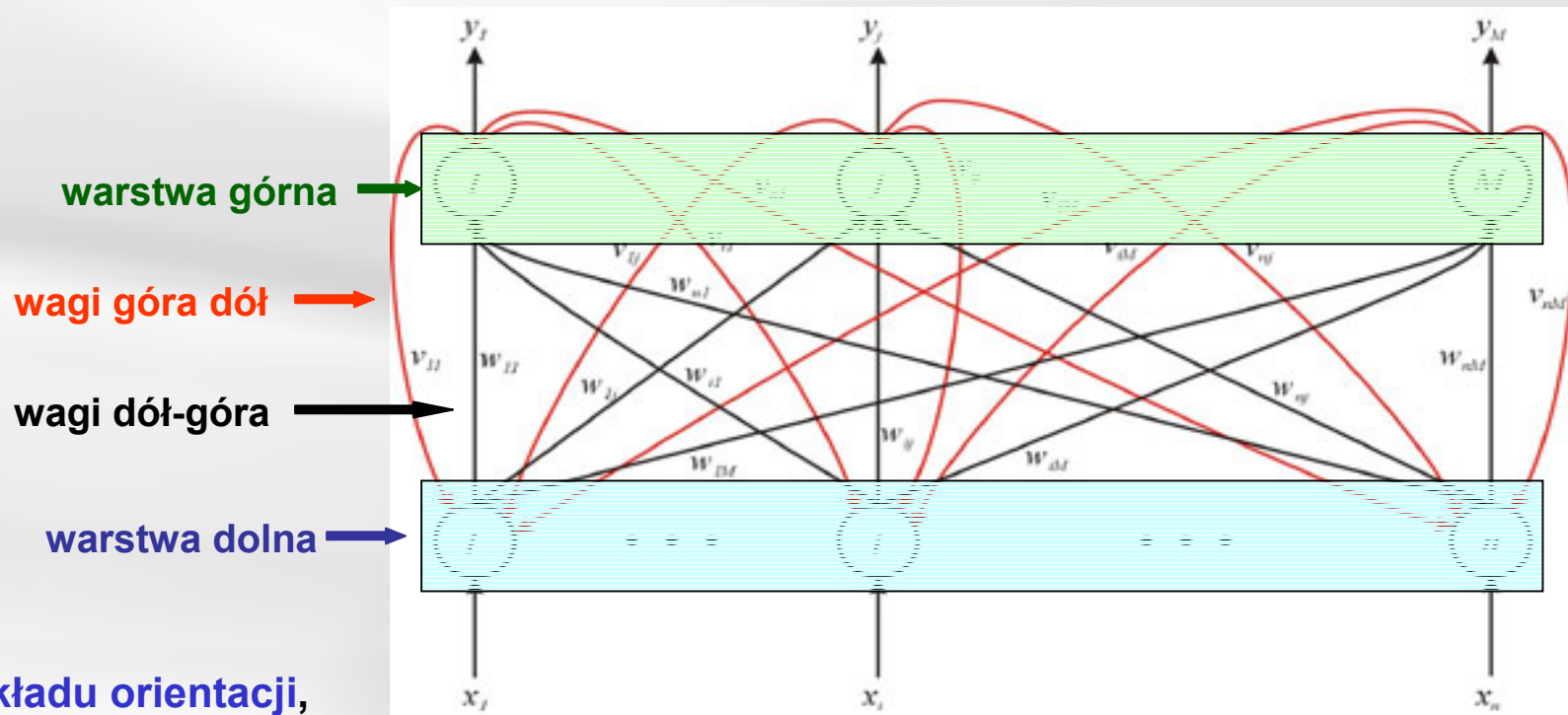
- ✓ Jedną z właściwości mózgu jest umiejętność zapamiętywania nowych obrazów bez zaniku zdolności rozpoznawania obrazów poznanych wcześniej.
- ✓ Większość przedstawionych metod uczenia sieci neuronowych miała tę wadę, że **wprowadzenie do nauczonej już sieci nowych obrazów wymaga powtórzenia procesu uczenia się przy pomocy wzorów poprzednich i nowych**. Ograniczanie się jedynie do nowych wzorów powoduje zapomnienie wzorów poprzednich
- ✓ Problem ten rozwiązany został w sieciach ART.
- ✓ Autorami prac dotyczących **Adaptacyjnej Teorii Rezonansu**, które są podstawą działania sieci rezonansowych ART są **Carpenter i Grossberg**.

Rodzaje sieci ART

- ✓ ART1 - operują na obrazach binarnych
- ✓ ART2 - na obrazach ciągłych
- ✓ ART3 - zapewnia większą stabilność w porównaniu z siecią ART 2

Budowa sieci rezonansowych

- ✓ Sieci rezonansowe ART składają się z:
 - dwóch warstw: dolnej (wejściowo-porównującej) i górnej wyjściowo-rozpoznawczej)



- układu orientacji,
- układu kontrolnego

- ✓ Obie warstwy są połączone dwoma układami połączeń jednokierunkowych:
 - od warstwy dolnej do górnej o wagach w_{ij} (na rysunku na czarno)
 - od warstwy górnej do dolnej o wagach v_{ji} (na rysunku na czerwono)

Działanie sieci rezonansowej

- ✓ W pierwszej, wejściowej warstwie (dolnej) , przechowywany jest obraz wejściowy.
- ✓ Druga warstwa, wyjściowa (górną) odpowiada za wskazanie klasy, do której klasyfikuje się kształt wejściowy.
 - W warstwie tej tylko jeden z neuronów ma stan jedynki. Natomiast wszystkie pozostałe są wyzerowane.
- ✓ Jeżeli zwrócony sygnał dokładnie odpowiada wzorcowi to klasyfikacja jest zakończona
- ✓ Jeśli natomiast sygnał odpowiedzi w znaczący sposób różni się od sygnału wejściowego wówczas dokonują się odpowiednie modyfikacje wag połączeń, a proces ten powtarza się aż do osiągnięcia maksymalnego podobieństwa.
- ✓ Poszczególne warstwy komunikują się w górę i w dół, czyli rezonują, dopasowując wagi, a proces ten powtarza się, aż do osiągnięcia maksymalnego podobieństwa.

Uczenie sieci ART

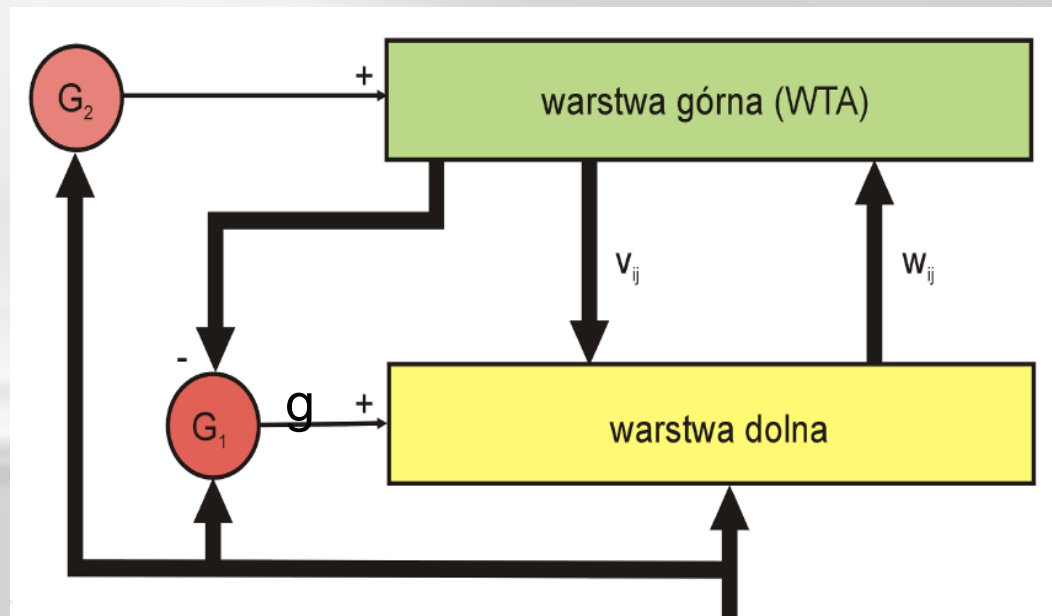
- ✓ Sieć ART jest siecią uczącą się w czasie rzeczywistym.
- ✓ Uczenie to polega głównie na rozpoznawaniu kształtów, które znacznie różnią się od przechowywanych wzorców oraz ich zapamiętywaniu jako nowych wzorców.
- ✓ Przy niewielkich różnicach stwierdzonych przy porównywaniu wejść z zapamiętanymi wzorcami dokonuje się "**douczenie**" polegające na poprawieniu wzorców zgodnie z obserwowanymi odchyleniami.
- ✓ Nad uaktywnieniem lub wygaszeniem odpowiednich decyzji w sieci czuwają **układy orientujący i układ kontrolny**.

Wady sieci rezonansowej dwuwarstwowej

- ✓ niebezpieczeństwo powstania przypadkowego procesu dynamicznego wzajemnych pobudzeń warstw przy zerowym obrazie wejściowym. Taki proces może dać bardzo niepożądane rezultaty.
- ✓ trudność w ustaleniu poprawnych progów aktywacji dla neuronów warstwy dolnej:
 - powinny być niskie, aby obraz wejściowy mógł wygenerować odpowiednie wyjście,
 - powinny być na tyle wysokie aby w przypadku poprawnego rozpoznania wzorca, obraz z warstwy górnej nie zaburzał wektora wejściowego warstwy dolnej - co będzie doprowadziło do utraty rezonansu.

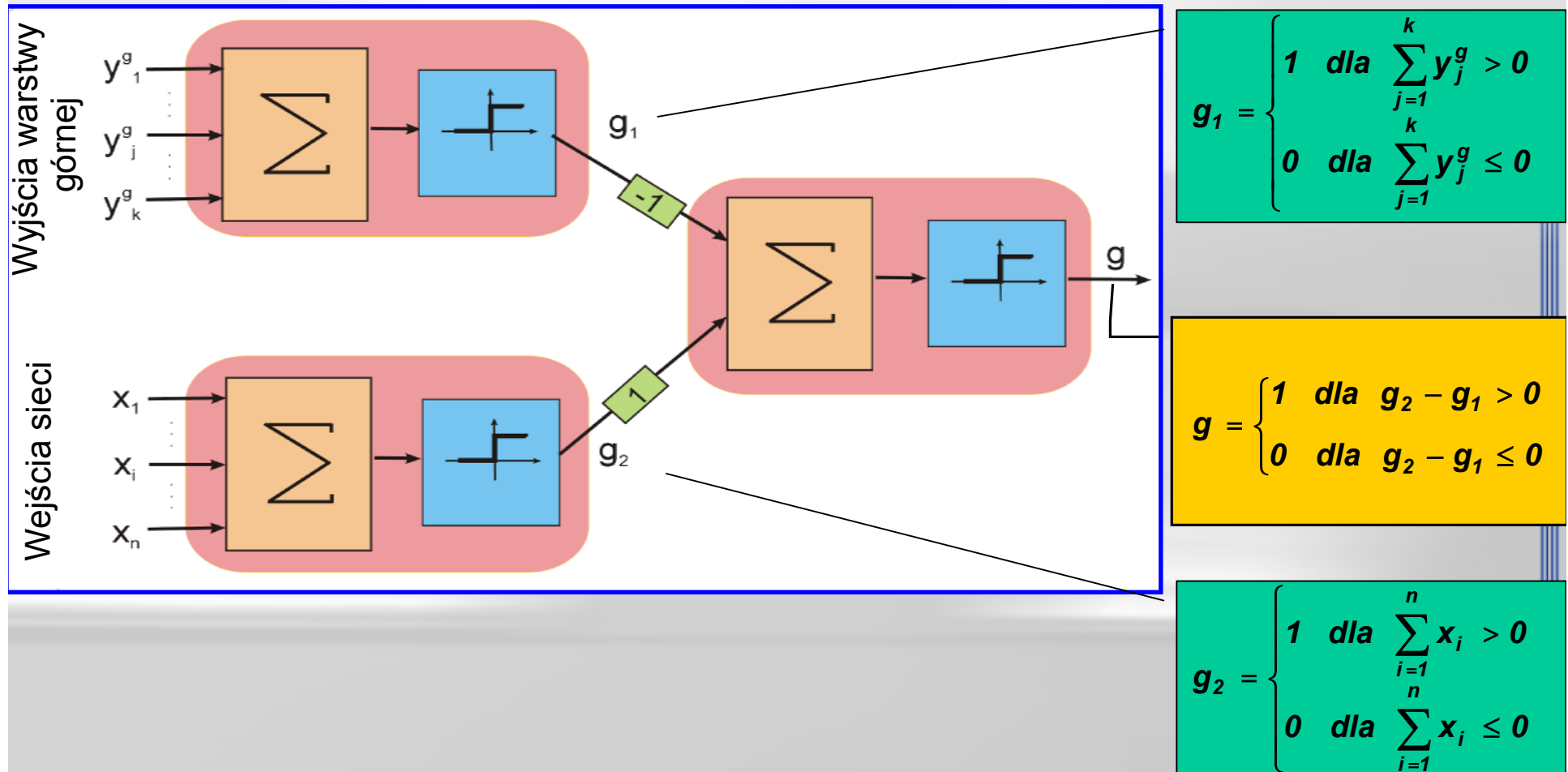
Układ kontrolny

- ✓ **Układ kontrolny składa się z dwóch podukładów**, które mają za zadanie eliminację podanych wad:
 - **podukład G2** pełni rolę elementu progowego uaktywniającego się w chwili pojawienia się sygnału wejściowego dzięki czemu umożliwia zablokowanie reakcji warstwy dolnej na bodźce pochodzące z warstwy górnej, jeżeli brak jest sygnałów wejściowych.
 - **podukład G1** odbiera pobudzające impulsy wejściowe oraz hamujące z warstwy górnej i podaje dodatkowy sygnał dla neuronów warstwy dolnej (przesuwa próg tych neuronów).



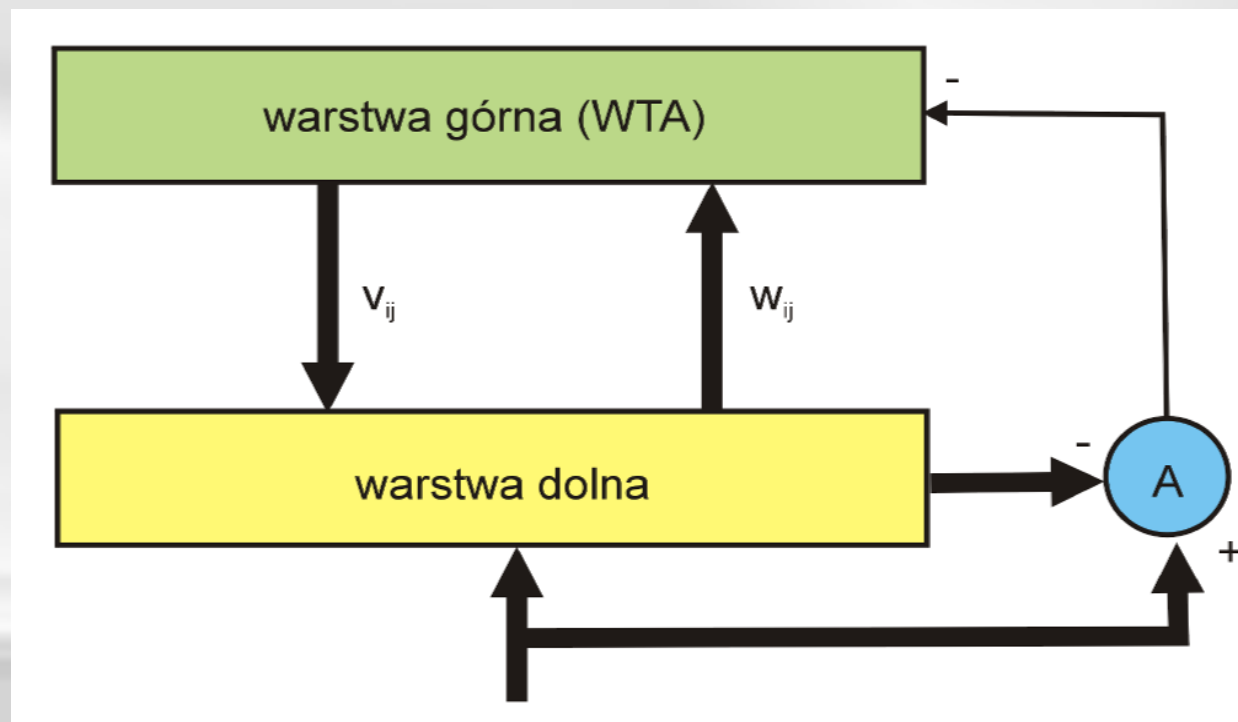
Realizacja układu kontrolnego

- ✓ Układ kontrolny można zamodelować przy pomocy trzech nieliniowych neuronów



Układ orientacji

- ✓ Zwany również **detektorem nowych danych**
- ✓ Układ orientacji jest **pobudzany przez sygnał wejściowy** i **hamowany przez sygnał wyjściowy** z warstwy pierwszej

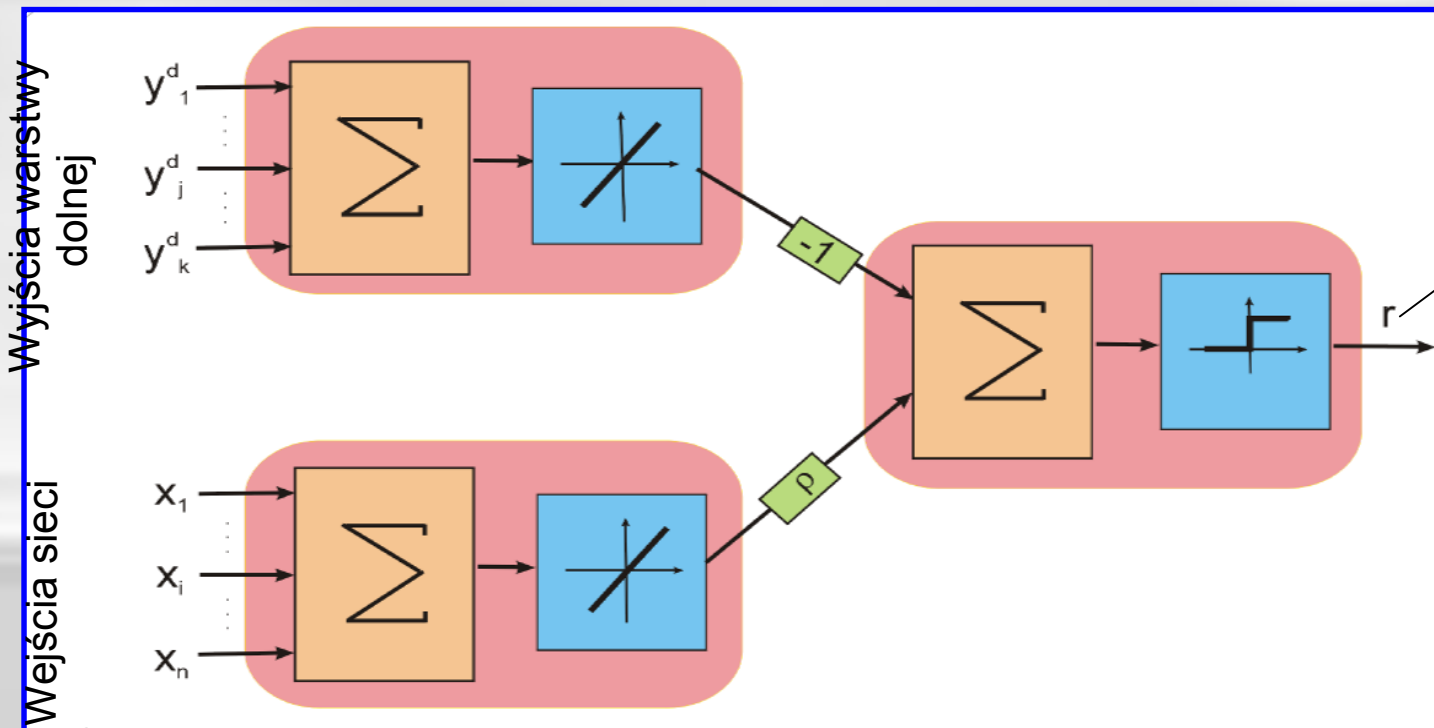


- ✓ Pojawienie się obrazu na wejściu sieci powoduje wybór neuronu zwycięskiego w warstwie górnej i przekazanie odpowiedzi do warstwy dolnej.
- ✓ Obraz wejściowy wraz z odpowiedzią warstwy górnej podane na warstwę dolną generują w niej nowy obraz.
- ✓ Jeżeli obraz wejściowy zostaje rozpoznany powstaje rezonans a sygnały podane na układ orientacyjny wzajemnie się znoszą
- ✓ Jeżeli obraz należy do klasy niezidentyfikowanej, układ orientacji uaktywnia się i eliminuje z rywalizacji zwycięzcę z warstwy górnej. Umożliwia to rywalizację i jeżeli nowy zwycięzca jest „nieobsadzony” to zostaje zaakceptowany jako reprezentant nowej klasy

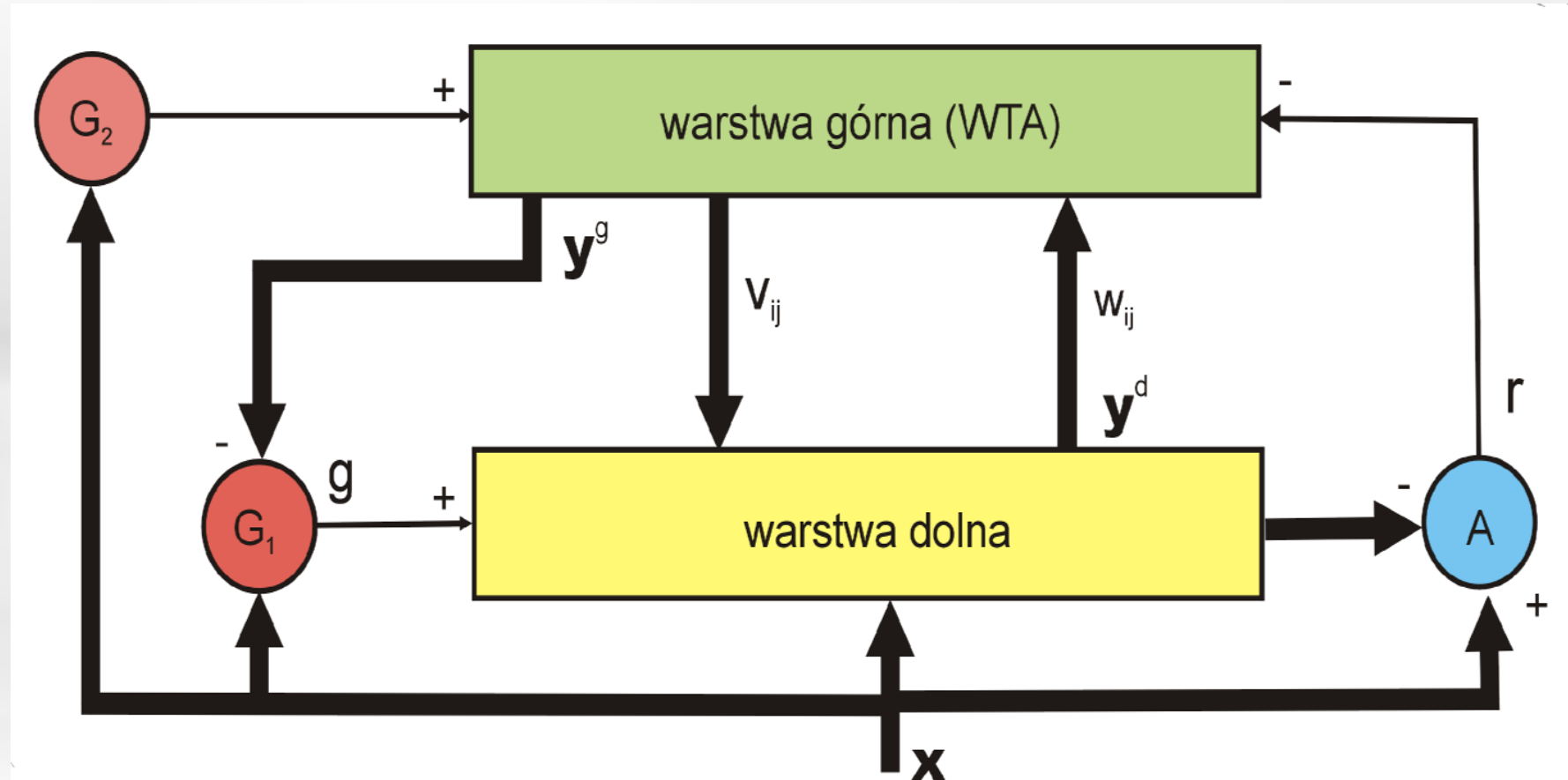
✓ Wyjście neuronu warstwy dolnej

$$y_j^d = \begin{cases} 1 & \text{dla } x_j + v_{ji}y_i^g + g > \theta \\ 0 & \text{dla } x_j + v_{ji}y_i^g + g \leq \theta \end{cases}$$

$$r = \begin{cases} 1 & \text{dla } \rho \sum_{i=1}^n x_i - \sum_{j=1}^k y_j^g > 0 \\ 0 & \text{dla } \rho \sum_{i=1}^n x_i - \sum_{j=1}^k y_j^g \leq 0 \end{cases}$$



Pełny schemat sieci ART



- ✓ Struktura sieci ART.-1

✓ Wariant I

- dla połączeń „dół-góra”

$$w_{ij}(k+1) = \begin{cases} w_{ij}(k) + \delta_1, & \text{gdy } (y_j^1(k) = 1) \wedge (y_i^2(k) = 1) \\ w_{ij}(k), & \text{gdy } (y_i^2(k) = 0) \\ w_{ij}(k) - \delta_2, & \text{gdy } (y_j^1(k) = 0) \wedge (y_i^2(k) = 1) \end{cases}$$

- δ_1 i δ_2 mogą być stałe ale lepsze wyniki uzyskuje się gdy:

$$\delta_1 = \eta(1 - w_{ij}(k)) - w_{ij}(k) \left(\sum_{i=1}^n y_i^d - 1 \right) \quad \delta_2 = w_{ij}(k) \left(\sum_{i=1}^n y_i^d \right)$$

- dla połączeń „górn-dół”

$$v_{ji}(k+1) = \begin{cases} 1, & \text{gdy } (y_j^1(k) = 1) \wedge (y_i^2(k) = 1) \\ v_{ji}(k), & \text{gdy } (y_i^2(k) = 0) \\ 0, & \text{gdy } (y_j^1(k) = 0) \wedge (y_i^2(k) = 1) \end{cases}$$

✓ **Wariant II**

- dla połączeń „dół-góra”

$$w_{ij}(k+1) = \begin{cases} \frac{\eta}{\eta - 1 + \sum_{i=1}^n y_i^g}, & \text{gdy } (y_j^1(k) = 1) \wedge (y_i^2(k) = 1) \\ w_{ij}(k), & \text{gdy } (y_i^2(k) = 0) \\ 0, & \text{gdy } (y_j^1(k) = 0) \wedge (y_i^2(k) = 1) \end{cases}$$

- dla połączeń „górze-dół”

$$v_{ji}(k+1) = \begin{cases} 1, & \text{gdy } (y_j^1(k) = 1) \wedge (y_i^2(k) = 1) \\ v_{ji}(k), & \text{gdy } (y_i^2(k) = 0) \\ 0, & \text{gdy } (y_j^1(k) = 0) \wedge (y_i^2(k) = 1) \end{cases}$$

✓ Uczenie inicjuje się wagami:

- w_{ji} – losuje się z rozkładem równomiernym z przedziału $[0, 1/n]$
- $v_{ji}=1$

Fazy działania sieci ART

✓ Faza 1 - Inicjalizacja

- Polega na wstępnym ustawieniu wag połączeń oraz progu zadziałania układu orientującego. Wagi początkowe v_{ij} połączeń "z góry na dół" ustawiamy, przypisując im wartości równe jeden $v_{ij}=1$ gdzie $i = 1, \dots, k$; $j = 1, \dots, n$. Wagi początkowe w_{ij} "z dołu do góry" ustawia się jednakowo w następujący sposób $w_{ij}=1/n$, gdzie n to liczba neuronów dolnej warstwy. Czułość układu orientującego p jest liczbą z przedziału $(0, 1)$.

✓ **Zasada działania sieci ART. – krok po kroku.**

- **wprowadzić obraz na wejście pierwszej warstwy sieci – na wyjściu otrzymamy jego kopię,**
- **w warstwie górnej (konkurencyjnej) pobudzeniu ulega tylko jeden neuron,**
- **obraz powstały w warstwie górnej jest następnie wstecz przekazywany do warstwy dolnej,**
- **obraz z warstwy górnej wraz z obrazem wejściowym powodują ponowną aktywację warstwy dolnej,**
- **jeżeli nowa aktywacja warstwy dolnej harmonizuje z zewnętrznym obrazem wejściowym to mówimy o rezonansie adaptacyjnym.**
- **oznacza to, że obraz wejściowy został rozpoznany i zakwalifikowany do klasy reprezentowanej przez wzbudzony element warstwy górnej.**