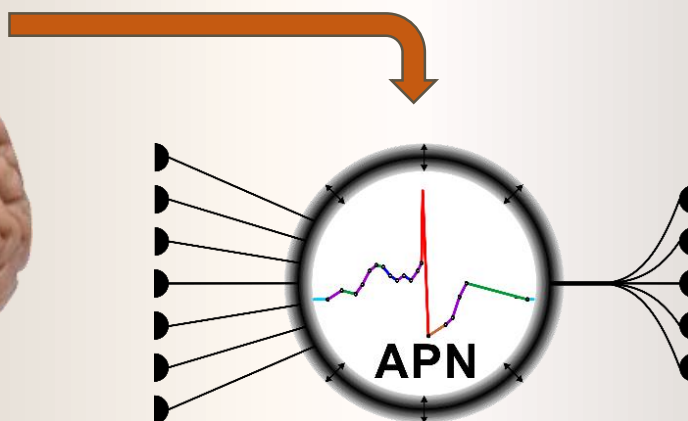




METODY INŻYNIERII WIEDZY

Asocjacyjne Neurony Pulsujące i Asocjacyjne Pulsacyjne Sieci Neuronowe



**Akademia Górniczo-Hutnicza
w Krakowie**

Adrian Horzyk
horzyk@agh.edu.pl
Google: [Horzyk](#)

Mózg i Neurony



Jak w rzeczywistości działają?

Mózg i Neurony



- ✓ Uruchamiają wewnętrzne procesy równoległe i często asynchronicznie
- ✓ Wykorzystują czas do temporalnych i kontekstowych obliczeń
 - ✓ Integrują pamięć z procedurami (algorytmami)

Jak w rzeczywistości działają?

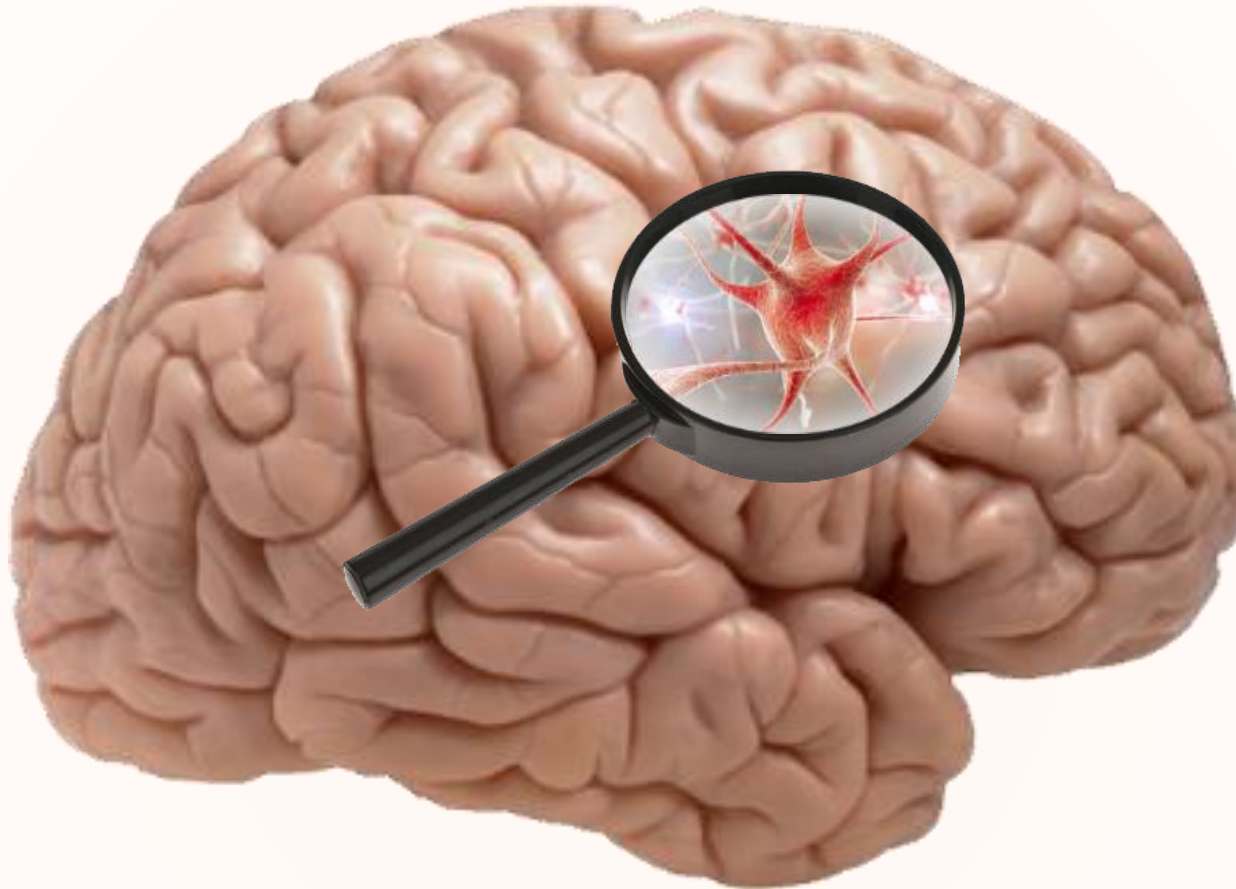
Mózg i Neurony



- ✓ **Automatycznie i kontekstowo kojarzą dane i obiekty**
- ✓ **Tworzą samo-organizujące reprezentacje danych i obiektów**
 - ✓ **Agregują dane i obiekty podobne**

Jak w rzeczywistości działają?

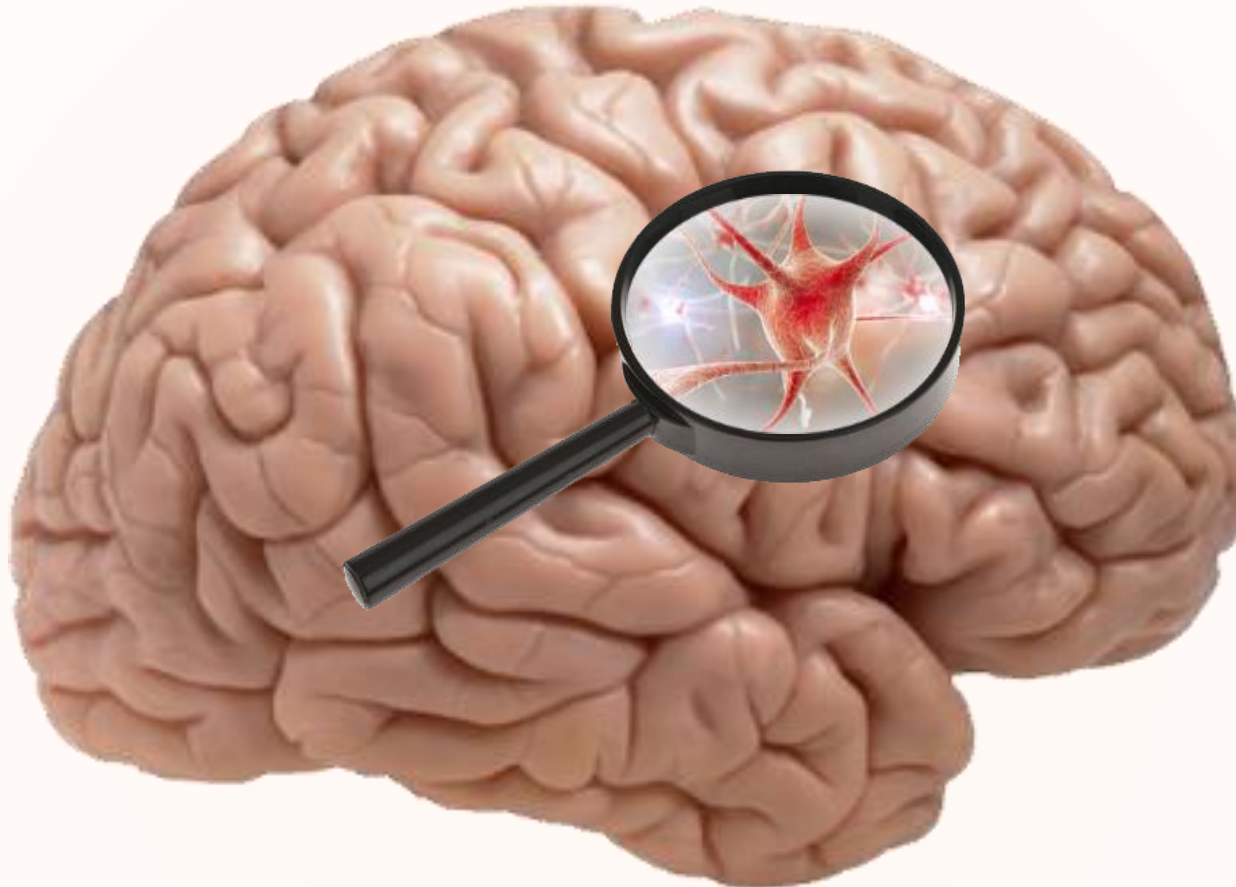
Mózg i Neurony



- ✓ Wykorzystują złożone pamięci o neuronowej strukturze grafowej
- ✓ Nie są ograniczone modelem obliczeniowym maszyny Turinga
- ✓ Automatycznie powracają do stanu spoczynku neuronów

Jak w rzeczywistości działają?

Mózg i Neurony



- ✓ Kojarzą różne informacje w celu uformowania wiedzy
- ✓ Agregują reprezentacje takich samych i bliskich obiektów
 - ✓ Łączą reprezentacje powiązanych obiektów

Jak w rzeczywistości działają?

Fundamentalne Pytanie i Cele Neurobiologii

Jak informacje są kodowane i dekodowane za pośrednictwem serii impulsów przesyłanych przez aktywowane neurony po ich potencjałach czynnościowych?

Podstawowym celem neurobiologii jest wyjaśnienie czy neurony komunikują się poprzez częstotliwość pulsów czy poprzez różnice w czasie pomiędzy impulsami?



Asocjacyjne Neurony Pulsacyjne dowodzą, że upływ czasu pomiędzy kolejnymi impulsami, jak również częstotliwość tych impulsów mają wpływ na wynik asocjacji oraz obliczeń neuronowych.

Jak w rzeczywistości działają?



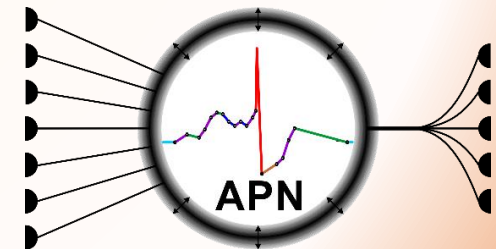
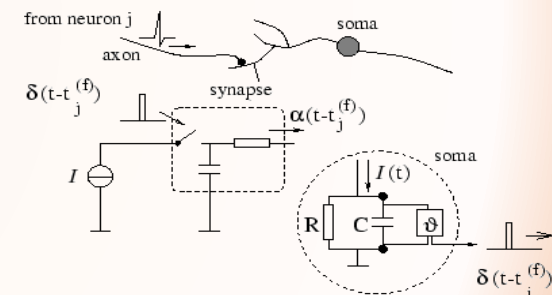
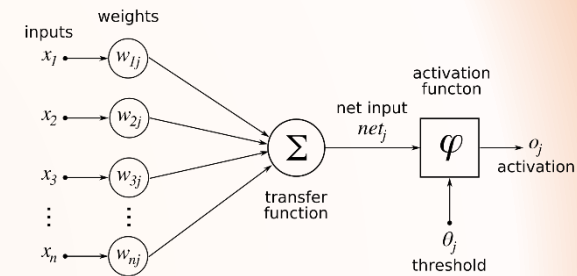
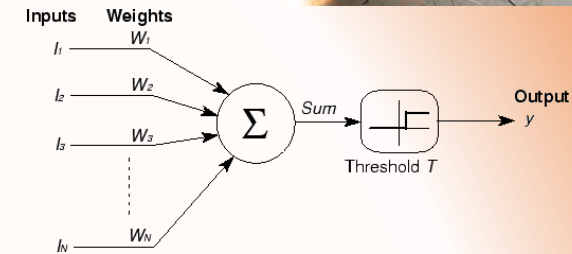
Podstawowe Cele

- **Implementacja asocjacyjnych mechanizmów samoorganizujących się inspirowanych biologicznymi neuronami i strukturami mózgowymi, które przyspieszają i upraszczają funkcjonalne aspekty pobudzania neuronów sztucznych.**
- **Wprowadzenie nowego modelu neuronów pulsacyjnych (APN), który może szybko wskazywać powiązane dane i obiekty oraz być wykorzystywany do kojarzenia danych, obiektów i wnioskowania.**
- **Konstrukcja sieci neuronowych APN realizujących asocjacyjne mechanizmy impulsowe asocjacyjnych neuronów pulsacyjnych i warunkowej plastyczności struktury połączeń.**

Ewolucja modeli neuronowych

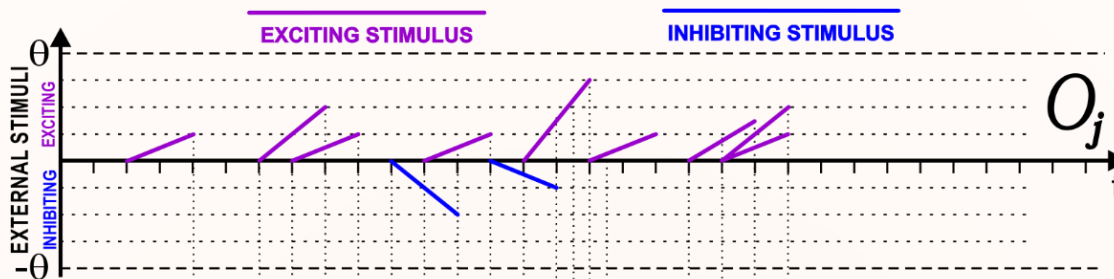
GENERACJE MODELI NEURONÓW:

- 1. Model neuronów McCullocha-Pittsa** implementuje tylko najbardziej podstawowe mechanizmy ważonej integracji bodźców wejściowych i funkcji aktywacji progowej, pomijając kwestie czasu, plastyczności i innych ważnych czynników.
- 2. Model neuronów wykorzystujący nieliniowe funkcje aktywacji (sigmoidalna, tangens hiperboliczne, ReLU)** pozwala nam budować wielowarstwowe sieci neuronowe (np. MLP, CNN, RNN) i dostosowywać takie sieci do złożonych zadań separujących danych uczące nieliniowo.
- 3. Impulsowe modele neuronów** wzbogaciły ten model o dodanie czynnika czasu, które jest bardzo ważne podczas integracji bodźców i modelowania kolejnych procesów w czasie.
- 4. Asocjacyjny pulsacyjny model neuronów (APN)** wytwarza serię impulsów (skoków) w czasie, których częstotliwość określa poziom asocjacji. Ponadto APN wzbogacają model o automatyczne mechanizmy plastyczne, które pozwalają neuronom warunkowo łączyć się i konfigurować asocjacyjną strukturę neuronową reprezentującą dane, obiekty i ich sekwencje.

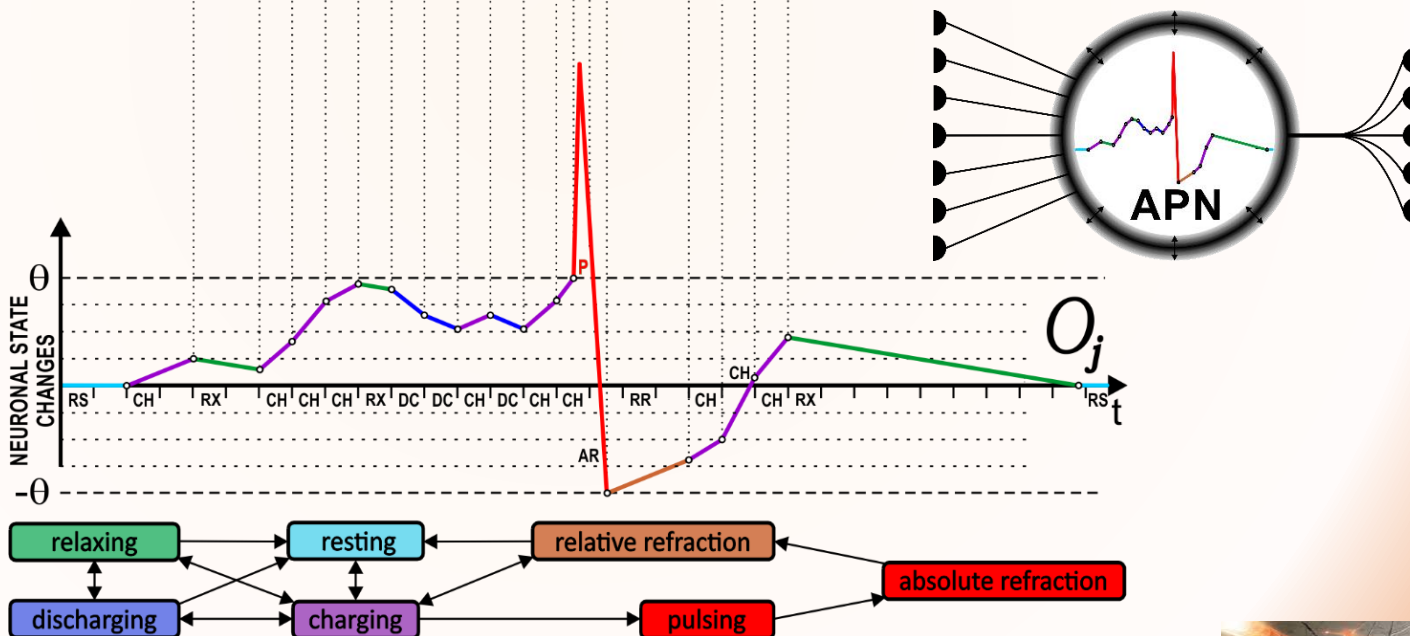


Prawdziwe neurony są również plastyczne!

Asocjacyjne Neurony Pulsujące

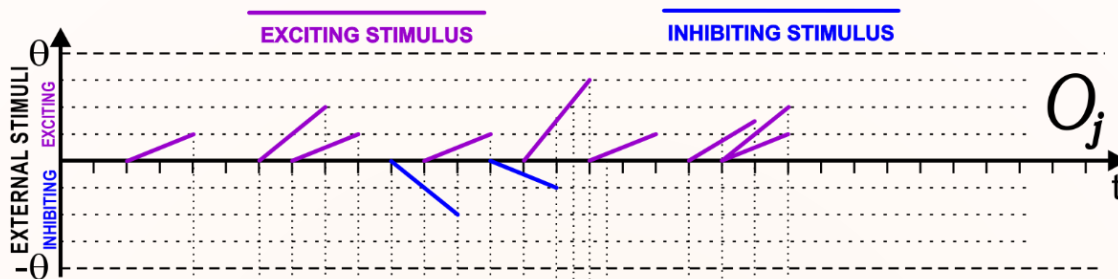


- ✓ Stosują nowe, efektywniejsze mechanizmy integracji z rozkładem czasu, który szybko łączy bodźce wejściowe w czasie, tworząc wewnętrzną kolejkę (IPQ) kolejnych procesów wewnętrznych dla każdego neuronu APN.

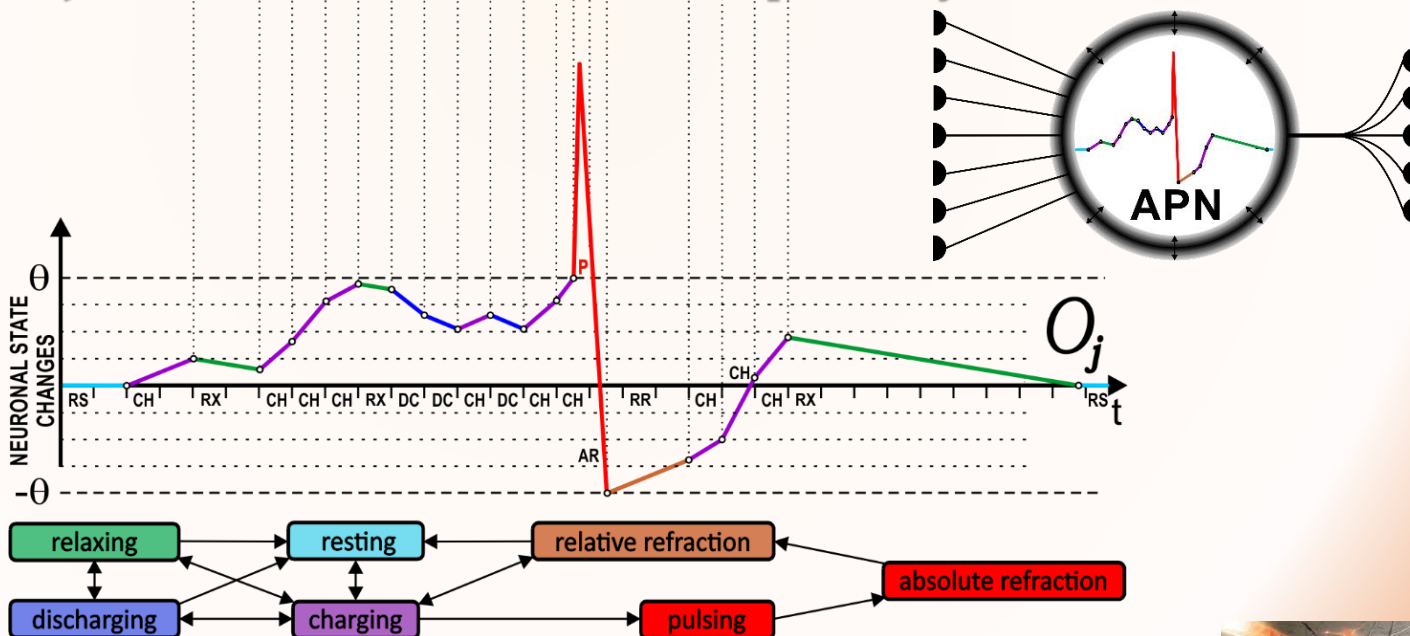


Pozwala przywołać powiązane informacje.

Asocjacyjne Neurony Pulsujące

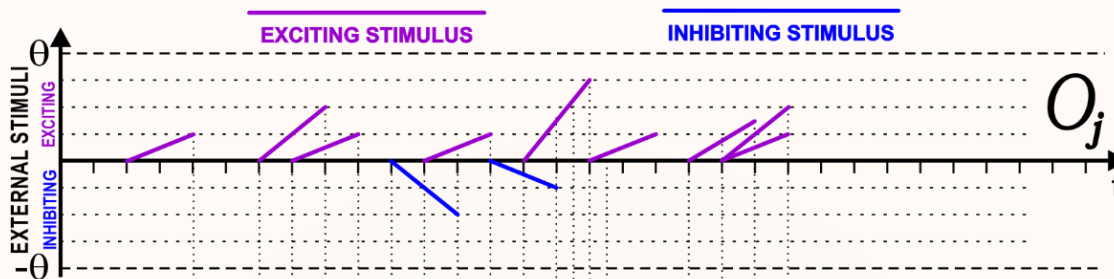


- ✓ Modelują wewnętrzne procesy rzeczywistych neuronów i pozwalają im na aktualizację ich stanów w rzadkich dyskretnych momentach czasu, które są znacznie bardziej efektywne czasowo niż ciągła aktualizacja stosowana w neuronach impulsowych.

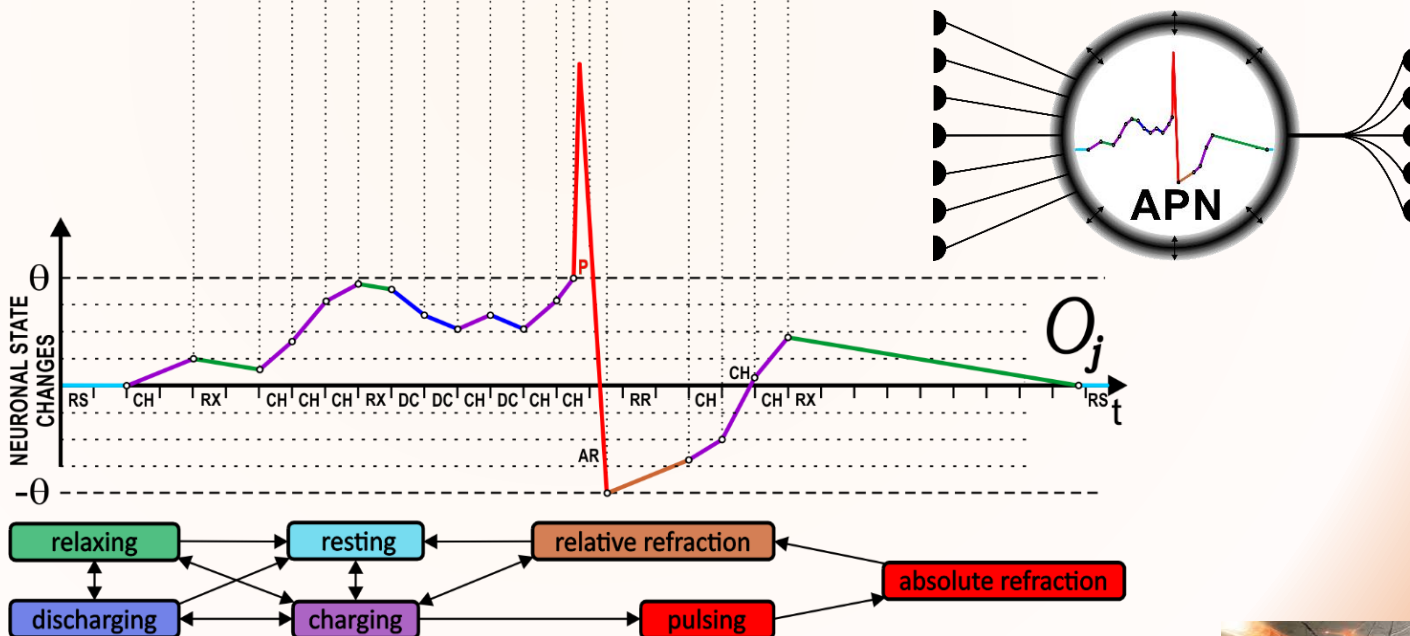


Pozwala przywołać powiązane informacje.

Asocjacyjne Neurony Pulsujące

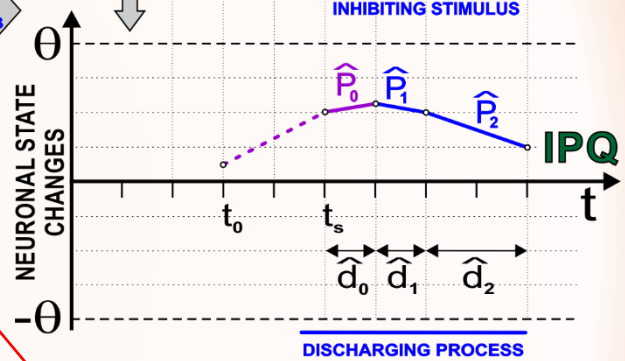
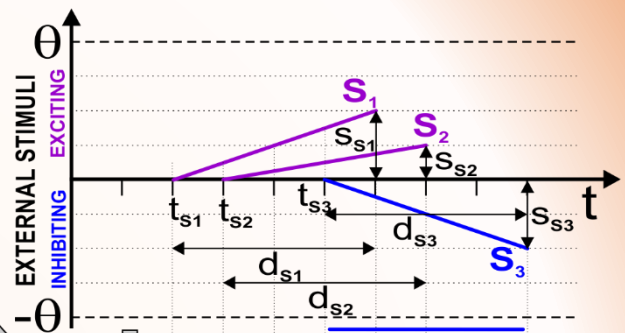
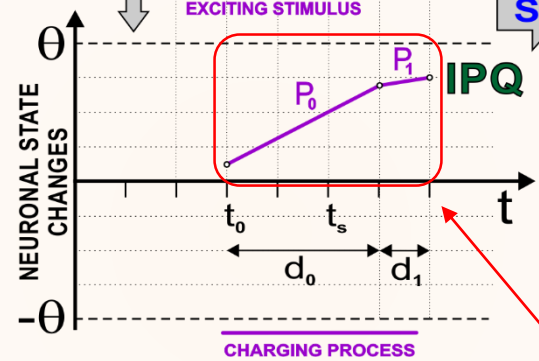
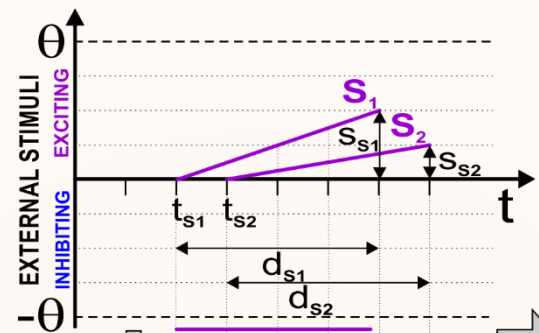
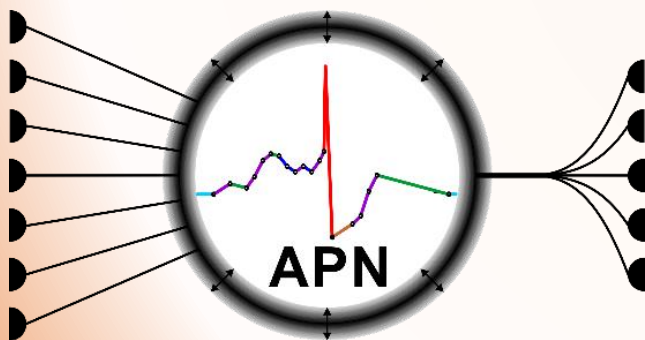
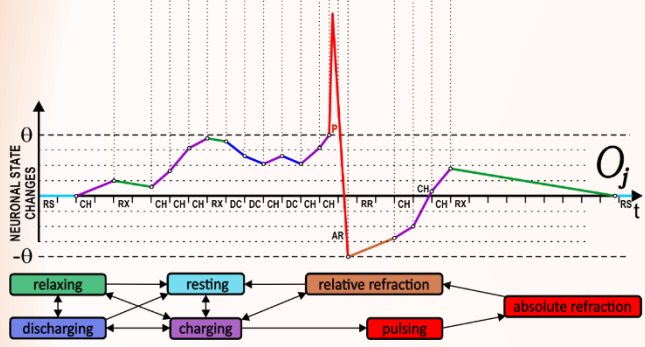
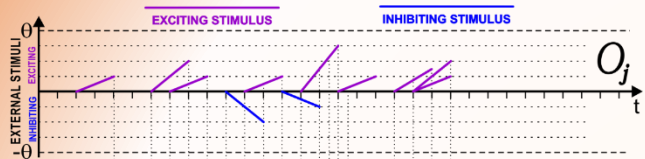


- ✓ Implementują plastyczne mechanizmy rzeczywistych neuronów, które umożliwiają adaptacyjną samoorganizację struktury neuronalnej dzięki warunkowemu tworzeniu połączeń między aktywowanymi neuronami i asocjacji informacji zakodowanych przez te neurony.



Pozwala przywołać powiązane informacje.

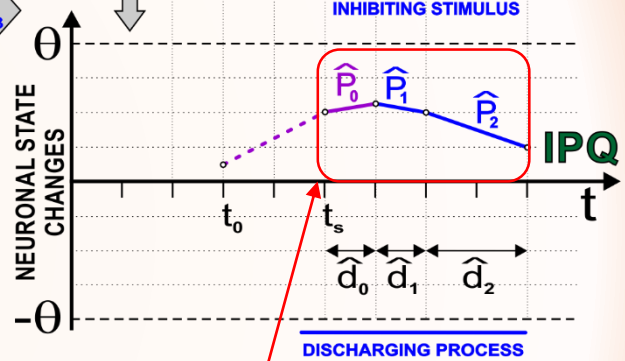
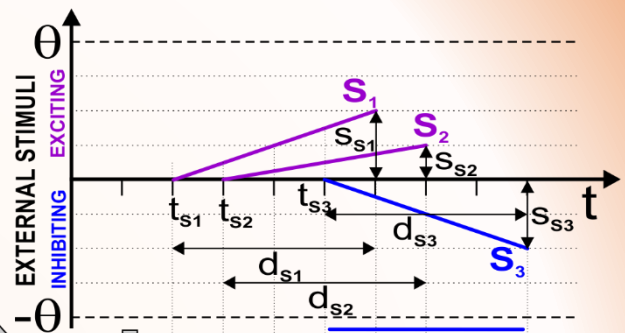
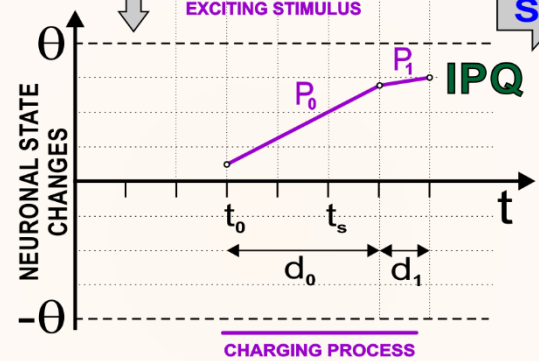
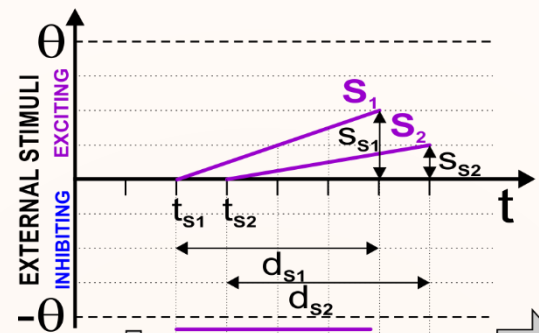
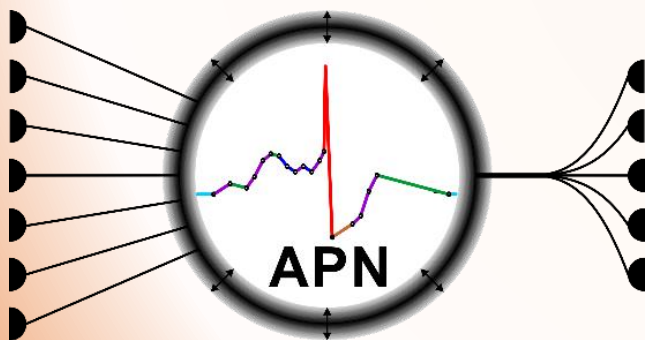
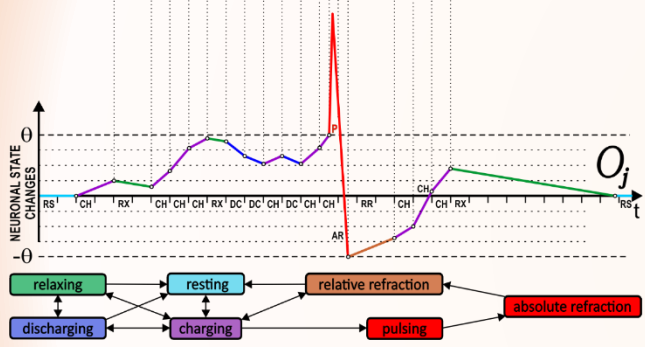
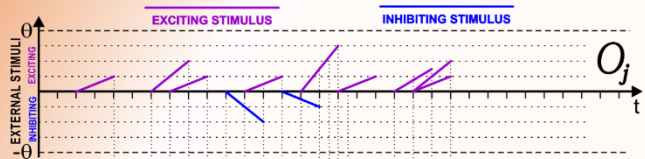
Integracja bodźców wejściowych



1. Kiedy pojawia się bodziec S_2 , wtedy wewnętrzny stan neuronu APN jest aktualizowany.
2. Pozostała część bodźca S_1 jest **liniową kombinacją** z bodźcem S_2 tworząc IPQ składającą się z procesów: P_0 i P_1

Tworzenie kolejki IPQ kolejnych procesów wewnętrznych IP, które nie nakładają się w czasie.

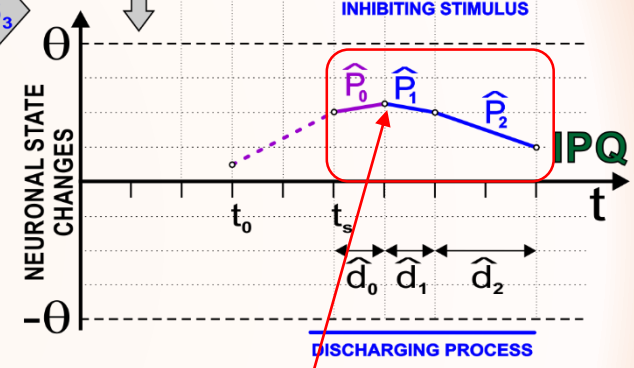
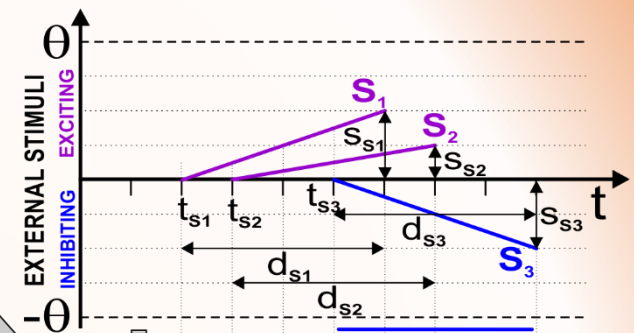
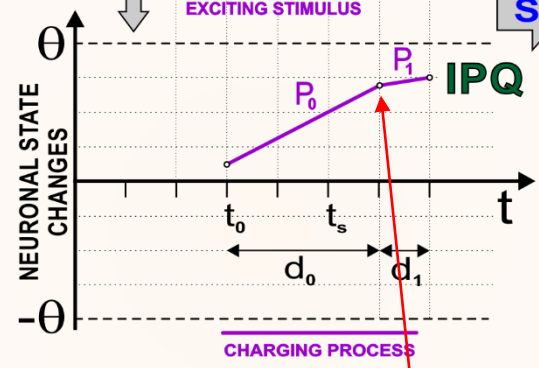
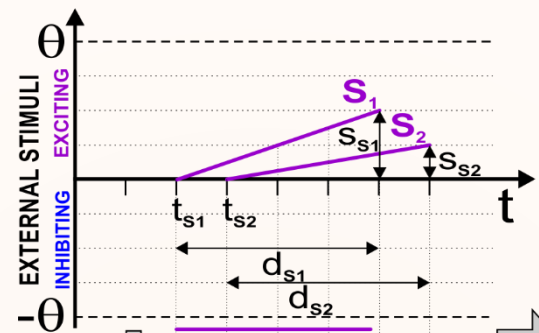
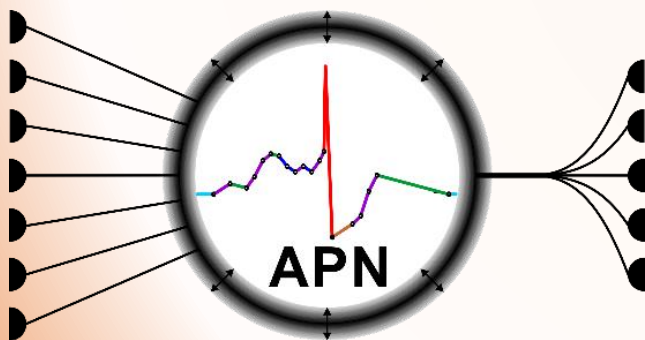
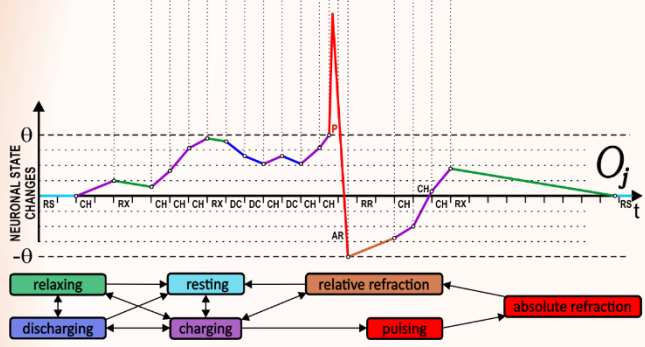
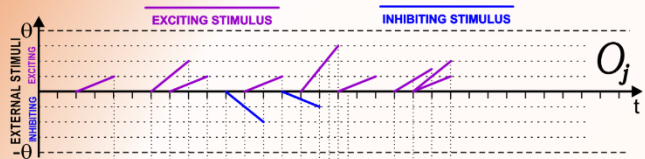
Integracja bodźców wejściowych



3. Gdy pojawia się bodziec hamujący S_3 , APN jest aktualizowany ponownie w momencie wystąpienia tego bodźca.
4. Następnie bodziec ten jest liniowo łączony z istniejącymi procesami P_0 i P_1 w IPQ, tworząc **nową sekwencję procesów**.

Tworzenie kolejki IPQ kolejnych procesów wewnętrznych IP, które nie nakładają się w czasie.

Globalna Kolejka Zdarzeń GEQ

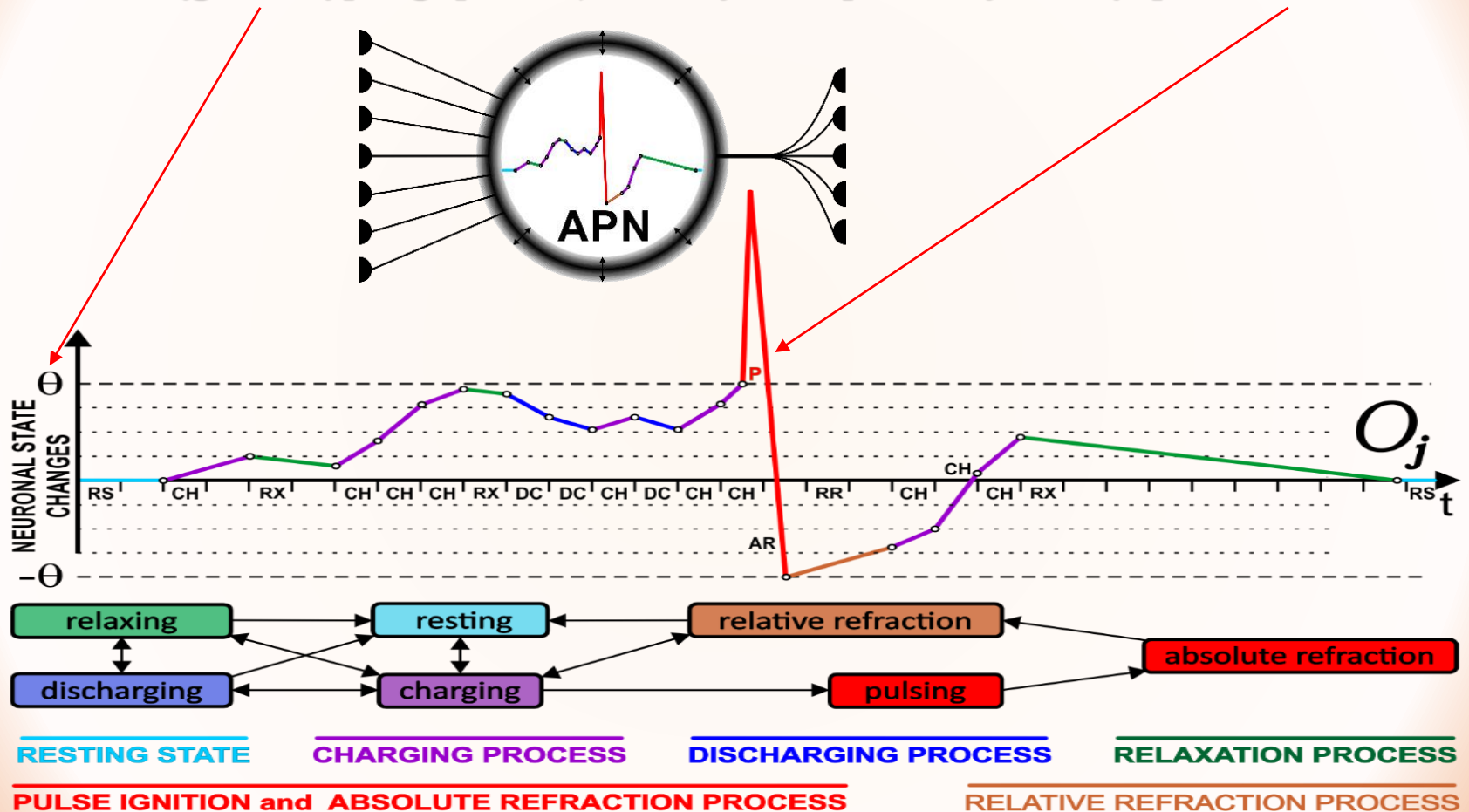


5. GEQ „Globalna kolejka zdarzeń” sortuje wszystkie procesy i czeka na momenty, w których **pierwsze wewnętrzne procesy IP** z kolejek IPQ wszystkich neuronów zakończą się, ponieważ w tych momentach stany neuronalne **muszą zostać zaktualizowane**, a wewnętrzne procesy muszą zostać przełączone na kolejne.

GEQ odpowiada za pilnowanie dyskretnych momentów aktualizacji neuronów.

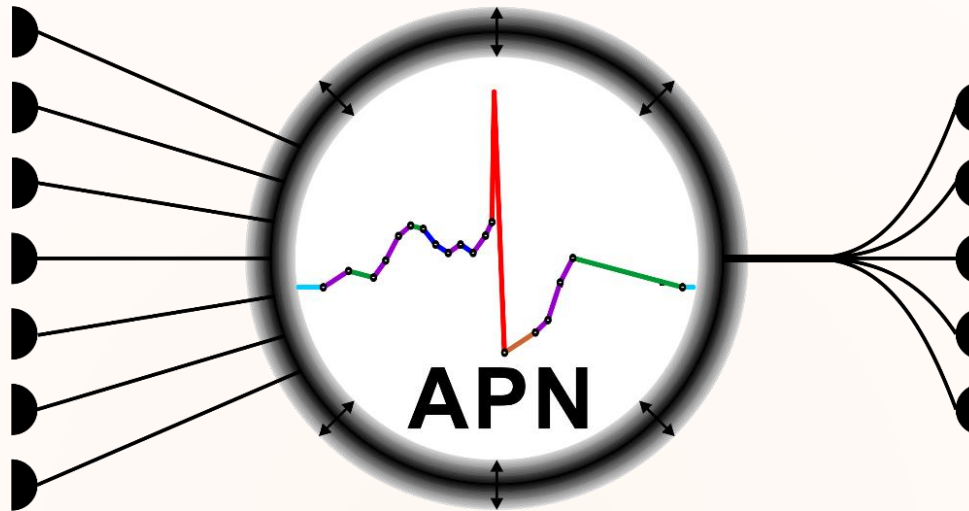
Momenty Pulsowania APNów

6. GEQ - Globalna kolejka zdarzeń śledzi również momenty, w których osiągnane są **progi pulsacji** i kiedy APN powinny **zacząć pulsować**.



GEQ pilnuje momentów, kiedy APNy osiągnają progi aktywacji, i mają zacząć pulsować.

Asocjacyjne Neurony Pulsujące



- ✓ Warunkowo połącz i zmień ich wrażliwość na bodźce wejściowe.
- ✓ Reprodukuj aktywność neuronów w strukturze nerwowej.
- ✓ Rzadkie połączenia odzwierciedlają relacje czasowe między obiektami.
- ✓ Łączna reprezentacja tych samych lub podobnych obiektów prezentowanych sieci neuronowej na receptywnych polach wejściowych sensorycznych (SIF).
- ✓ Reprezentuj te kombinacje bodźców wejściowych, które powodują ich impuls, i zgodnie z ich wrażliwością mogą specjalizować się w czasie.

Pozwala przywołać powiązane informacje.

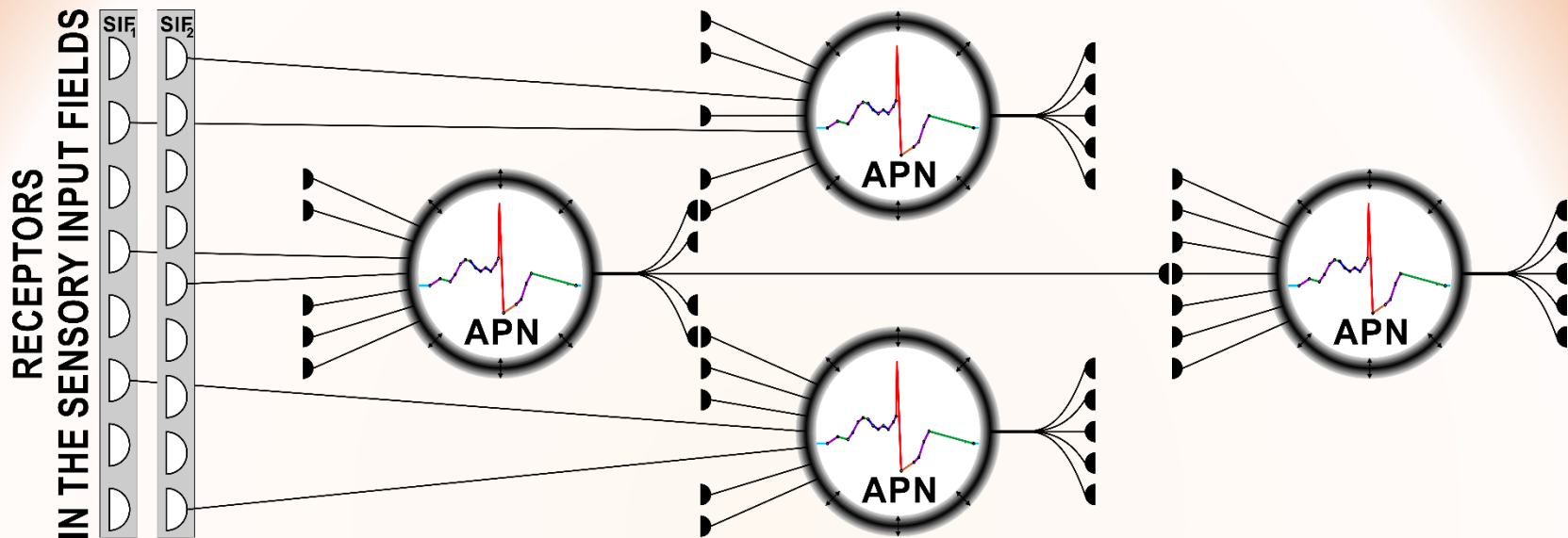
Kiedy tworzone są APN?



- Są one tworzone automatycznie dla receptorów umieszczonych w wejściowych polach sensorycznych (SIF – sensory input field), jeśli żaden z istniejących neuronów nie reaguje na ich stymulację.
- Mogą łączyć się z jednym lub wieloma receptorami zgodnie z upływem czasu między stymulacjami receptora.
- Łączą się z innymi neuronami, jeśli pulsują w bliskich odstępach czasu, aby odtworzyć sekwencję zdarzeń (obiektów).
- Nie są tworzone, jeśli któryś z istniejących neuronów się aktywuje, ponieważ oznacza to, że taka klasa obiektów (kombinacja bodźców wejściowych) jest już znana i reprezentowana w sieci neuronowej.

Warunkowe tworzenie neuronów i ich łączenie.

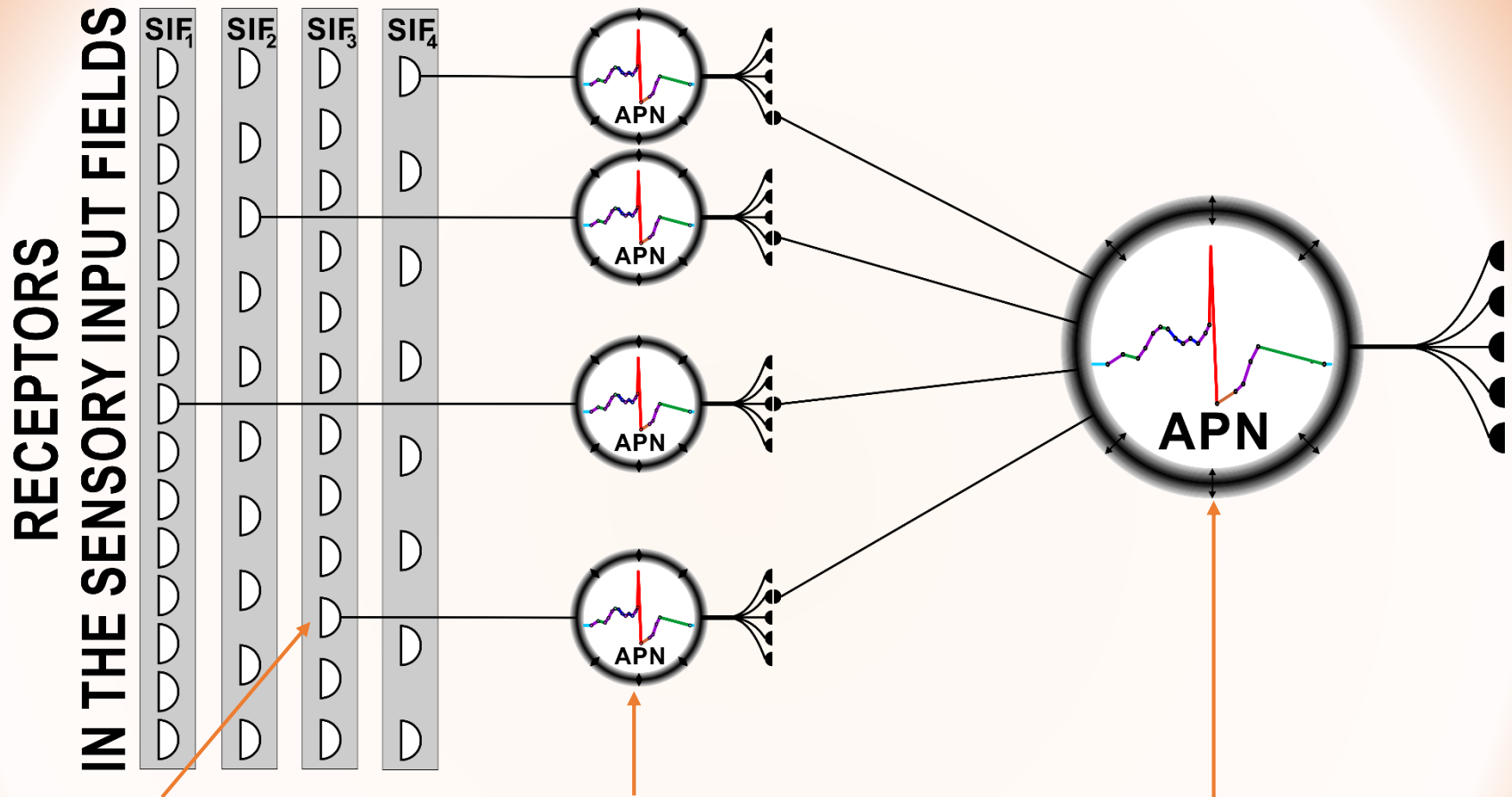
Połączenia i Synapsy



- Receptory SIF są bezpośrednio połączone z APN (bez synaps).
- Każdy receptor w sposób ciągły stymuluje połączoną APN, dopóki bodziec wejściowy nie wpłynie na SIF, ale APN jest aktualizowany w dyskretnych momentach czasu, gdy bodziec znika lub ładuje APN.
- APN są połączone przez synapsy, których wagi pochodzą z różnej przepuszczalności synaptycznej obliczonej w wyniku wydajności synaptycznej wystrzelenia neuronu postsynaptycznego.

Warunkowo tworzone połączenia.

Stymulacja Receptorów

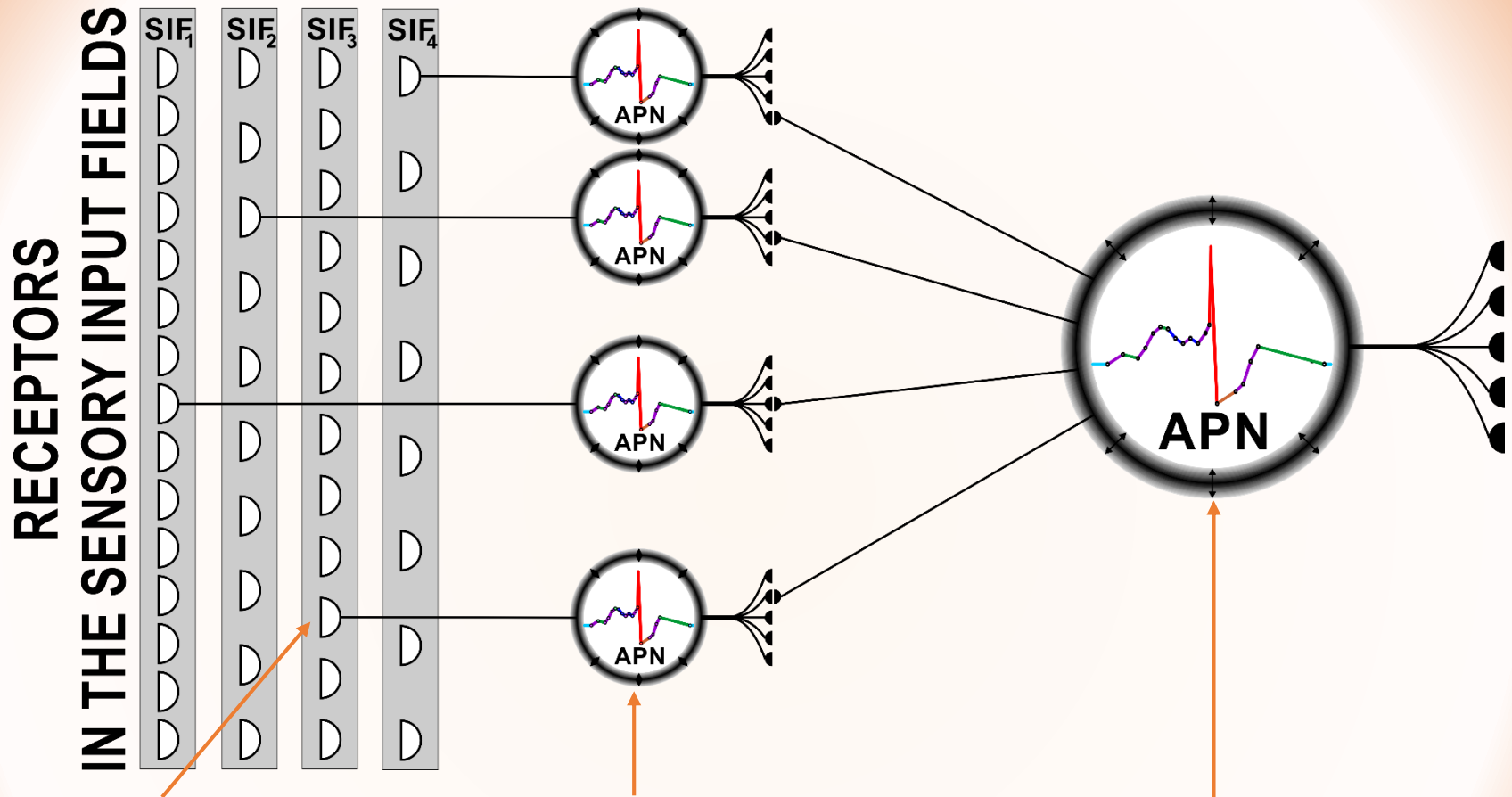


Receptory stymulują **neurony sensoryczne**, które stymulują **neurony obiektowe**.

Neurony sensoryczne reagują na stymulację połączonych **receptorów** i kodują siłę stymulacji w postaci częstotliwości impulsów.

Różnorodność neuronów APN w sieci.

Stymulacja Receptorów



Receptory stymulują **neurony sensoryczne**, które stymulują **neurony obiektowe**.

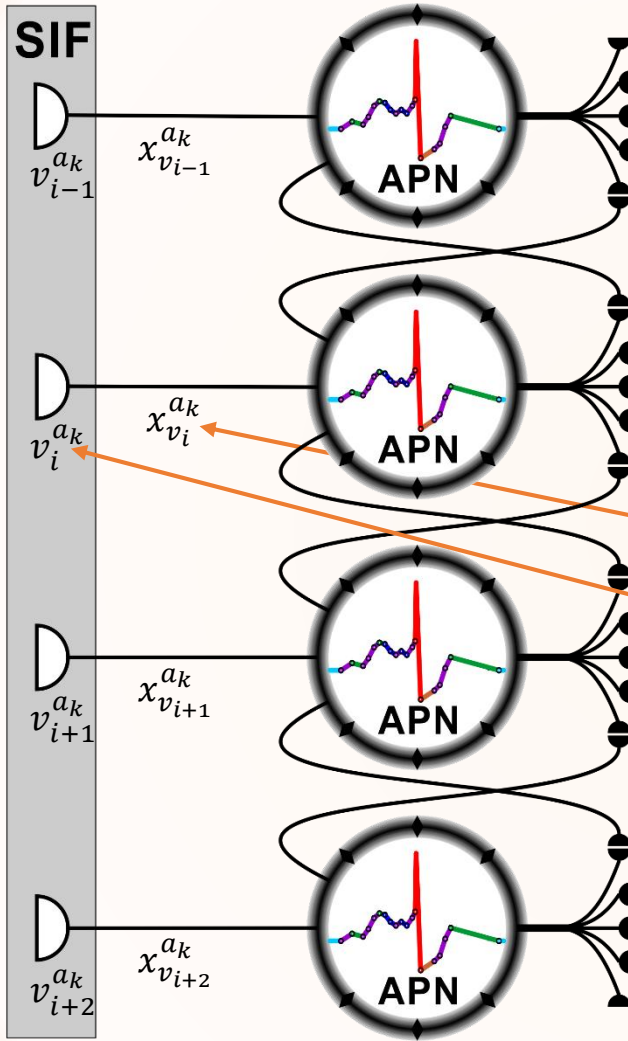
Połączone bodźce **neuronalne obiektowe** pochodzące z **neuronów sensorycznych** i pulsujące po osiągnięciu pulsujących progów.

Różnorodność neuronów APN w sieci.

Siła Stymulacji Receptorów

RECEPTORS

IN THE SENSORY INPUT FIELD



Receptory stymulują **neurony sensoryczne** siłą pochodzącą z podobieństwa bodźca wejściowego v^{a_k} do wartości $v_i^{a_k}$ reprezentowanej przez **receptor**:

$$x_{v_i}^{a_k} = \begin{cases} 1 - \frac{|v_i^{a_k} - v^{a_k}|}{r^{a_k}} & \text{if } r^{a_k} > 0 \\ \frac{|v_i^{a_k}|}{|v_i^{a_k}| + |v_i^{a_k} - v^{a_k}|} & \text{if } r^{a_k} = 0 \end{cases}$$

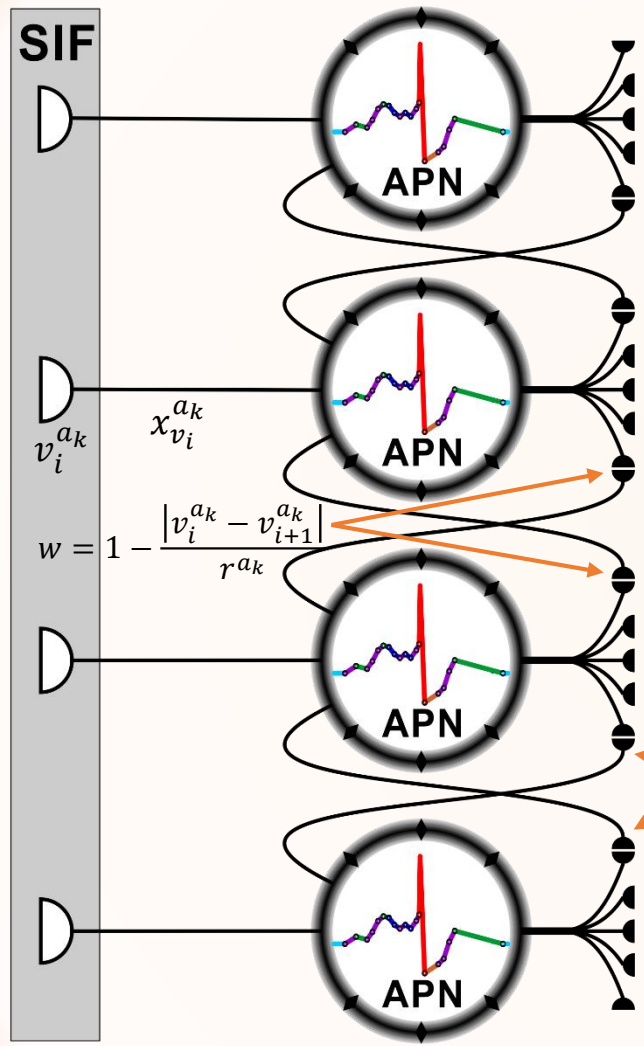
Gdzie $r^{a_k} = v_{max}^{a_k} - v_{min}^{a_k}$ to zakres wartości reprezentowanych przez SIF, tj.:

$$v_{min}^{a_k} = \min\{v_i^{a_k}\} \text{ and } v_{max}^{a_k} = \max\{v_i^{a_k}\}$$

**Ładowanie APNów
zajmuje różnie długi czas.**

Czasy Aktywacji Neuronów Sensorycznych

RECEPTORS IN THE SENSORY INPUT FIELD



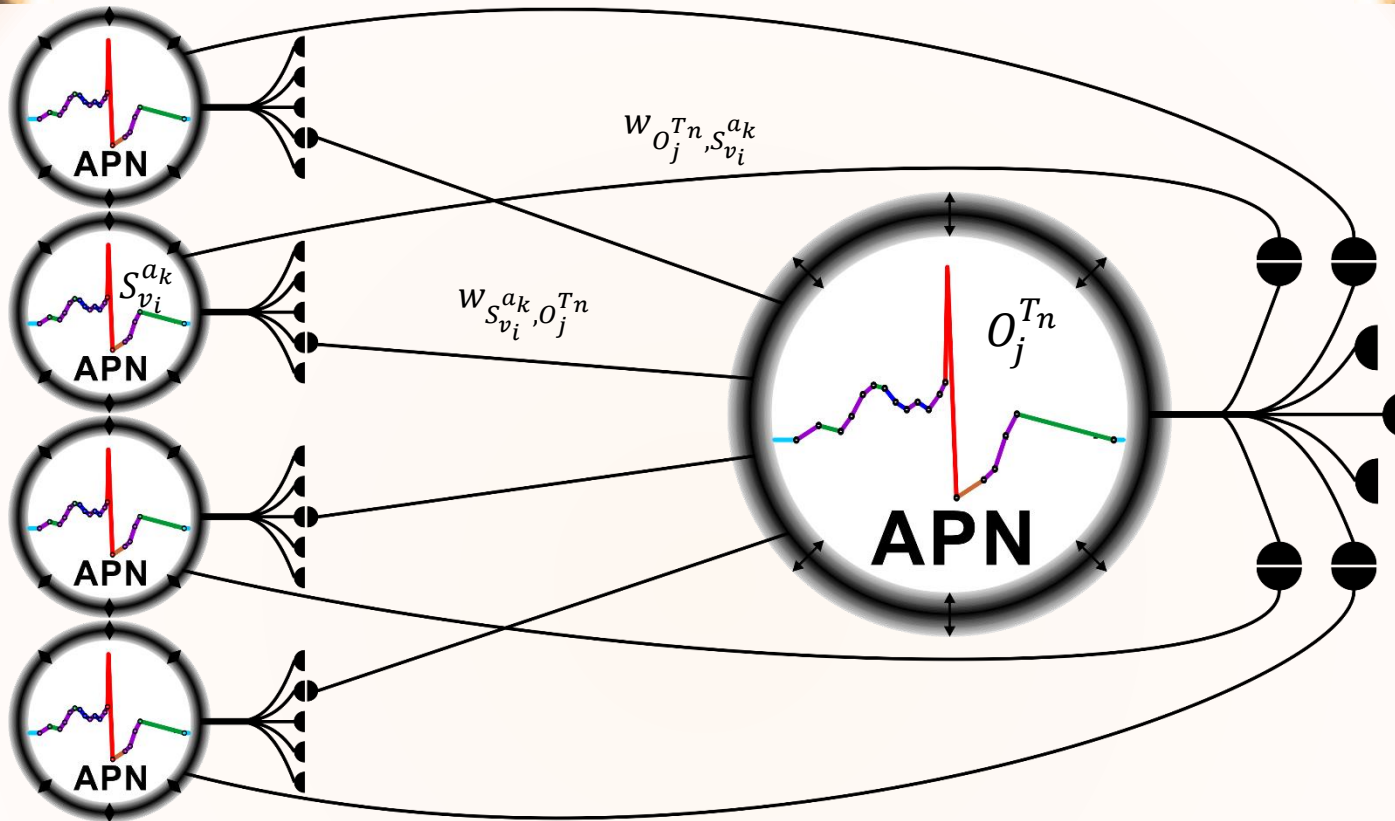
Neurony sensoryczne ładują się w czasie i zgodnie z siłą ciągłego bodźca **receptora** zaczyna pulsować (aktywuje się) po następnym okresie czasu $t_{v_i}^{a_k}$, gdy ten jest stymulowany wyłącznie przez ten receptor:

$$t_{v_i}^{a_k} = \begin{cases} \frac{r^{a_k}}{(r^{a_k} - |v_i^{a_k} - v^{a_k}|)} & \text{if } r^{a_k} > |v_i^{a_k} - v^{a_k}| \\ \infty & \text{if } r^{a_k} = |v_i^{a_k} - v^{a_k}| \\ 1 + \left| \frac{v_i^{a_k} - v^{a_k}}{v_i^{a_k}} \right| & \text{if } r^{a_k} = 0 \end{cases}$$

Neurony sensoryczne są połączone ze sobą, gdy reprezentują podobne (sąsiednie) wartości reprezentowane przez **receptory**, ponieważ pulsują jeden po drugim w wyniku prezentacji danych wejściowych.

Implementacja podejścia czasowego w APN.

Stymulacja Neuronów Obiektów

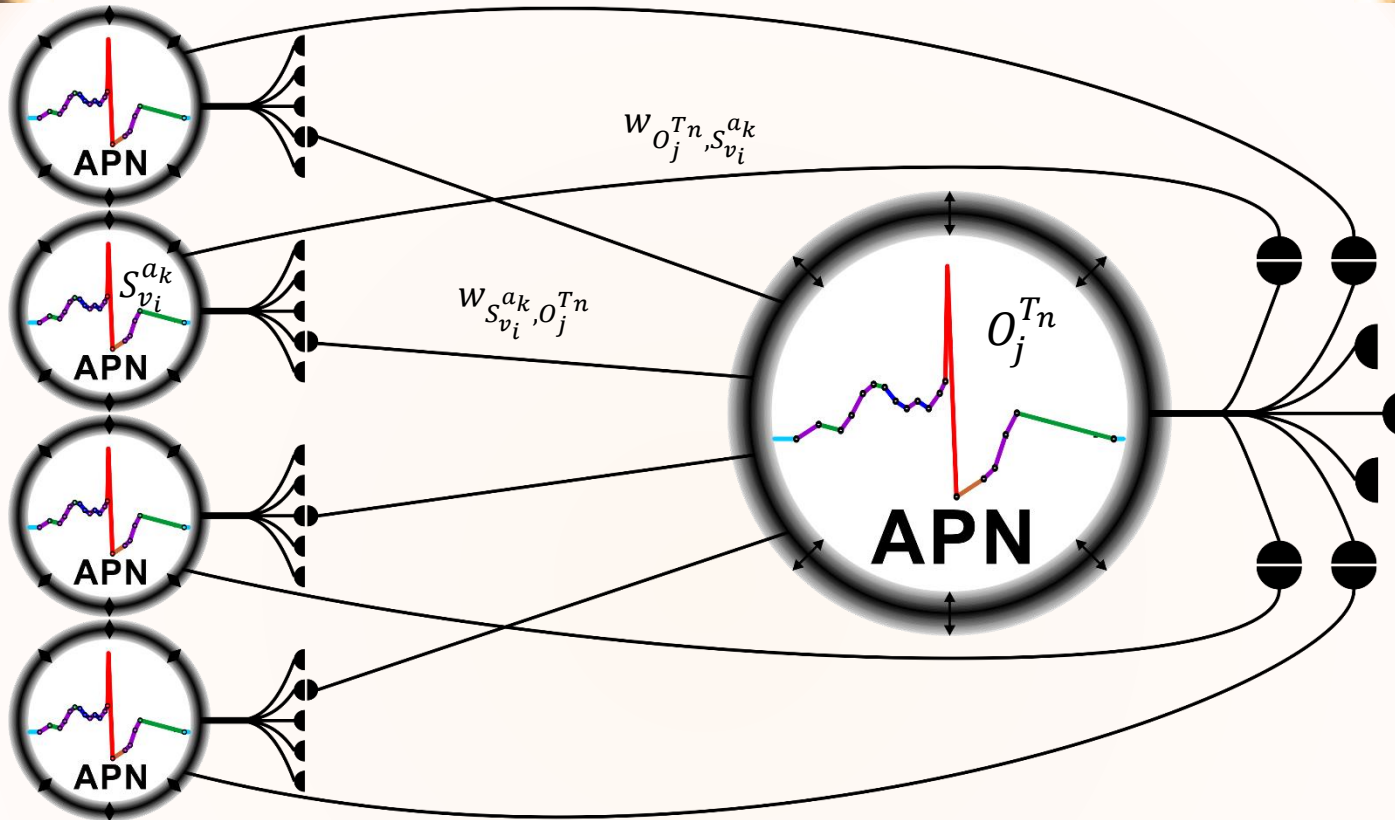


Liczba połączeń wychodzących jest brana pod uwagę przy obliczaniu wagi połączeń z neuronów sensorycznych do neuronów obiektów:

$$W_{S_{v_i}^{ak}, O_j^{Tn}} = \frac{1}{N_{v_i}^{ak}} \quad \text{i dla definiujących połączeń:} \quad W_{O_j^{Tn}, S_{v_i}^{ak}} = 1$$

Rzadkość połączeń determinuje pewność.

Progi Neuronów Obiektów



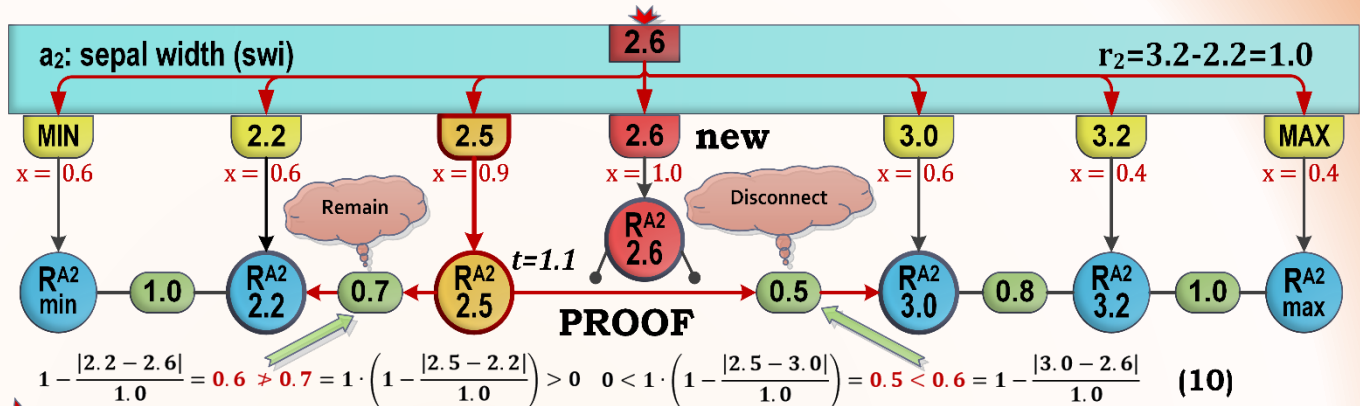
Próg neuronów obiektó jest zwykle równy jeden, ale w niektórych przypadkach jest mniejszy, aby zaspokoić konieczność aktywacji neuronu obiektu przez definiującą go kombinację bodźców wejściowych:

$$\theta_{O_j} = \begin{cases} 1 & \text{if } W_{O_j} \geq 1 \\ W_{O_j} & \text{if } W_{O_j} < 1 \end{cases} \text{ gdzie } W_{O_j} = \sum_{S_{v_i}^{ak}} W_{S_{v_i}^{ak}, O_j}$$

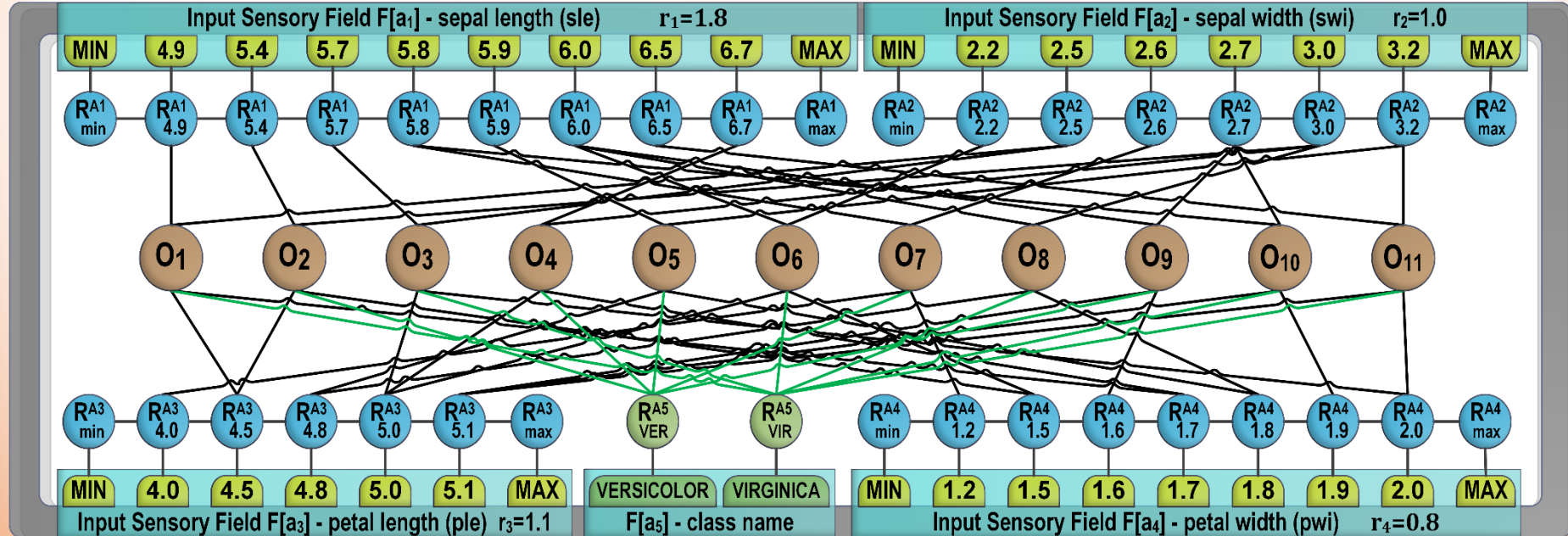
Rzadkość połączeń determinuje pewność.

Plastyczność Połączeniowa

	Attributes a_1, \dots, a_5				
	sl	sw	pl	pw	class name
O1	4.9	2.5	4.5	1.7	VIRGINICA
O2	5.4	3.0	4.5	1.5	VERSICOLOR
O3	5.7	2.5	5.0	2.0	VIRGINICA
O4	6.7	3.0	5.0	1.7	VERSICOLOR
O5	5.9	3.2	4.8	1.8	VERSICOLOR
O6	6.0	2.2	5.0	1.5	VIRGINICA
O7	5.8	2.6	4.0	1.2	VERSICOLOR
O8	6.0	3.0	4.8	1.8	VIRGINICA
O9	5.8	2.7	5.1	1.9	VIRGINICA
O10	6.0	2.7	5.1	1.6	VERSICOLOR
O11	6.5	3.2	5.1	2.0	VIRGINICA



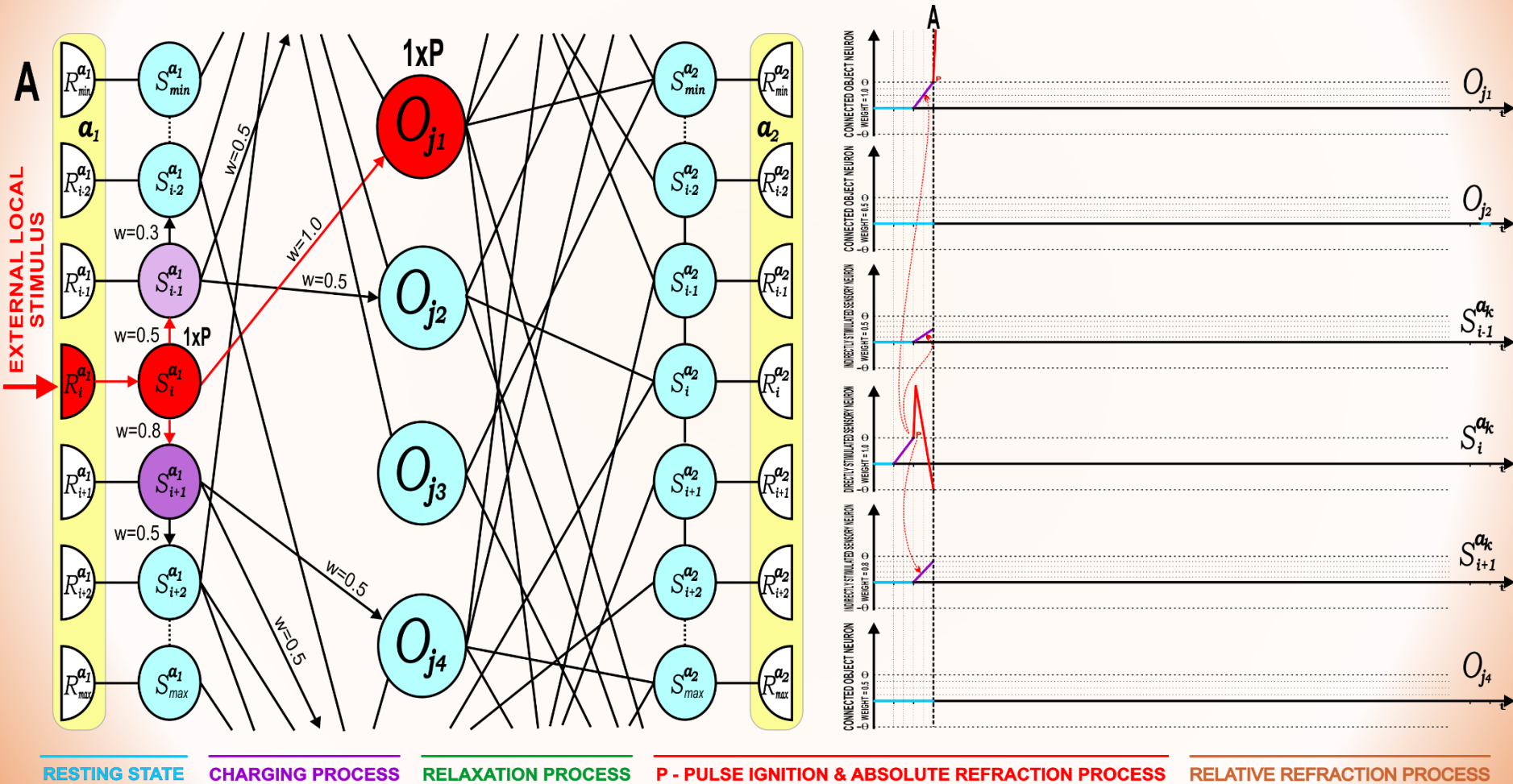
SORTED SUBSET OF IRIS PATTERNS



Algorytm ASSORT-2 definiuje warunki, które muszą zostać spełnione, aby tworzyć i aktualizować połączenia między neuronami sensorycznymi.

Symulacja Zdarzeń

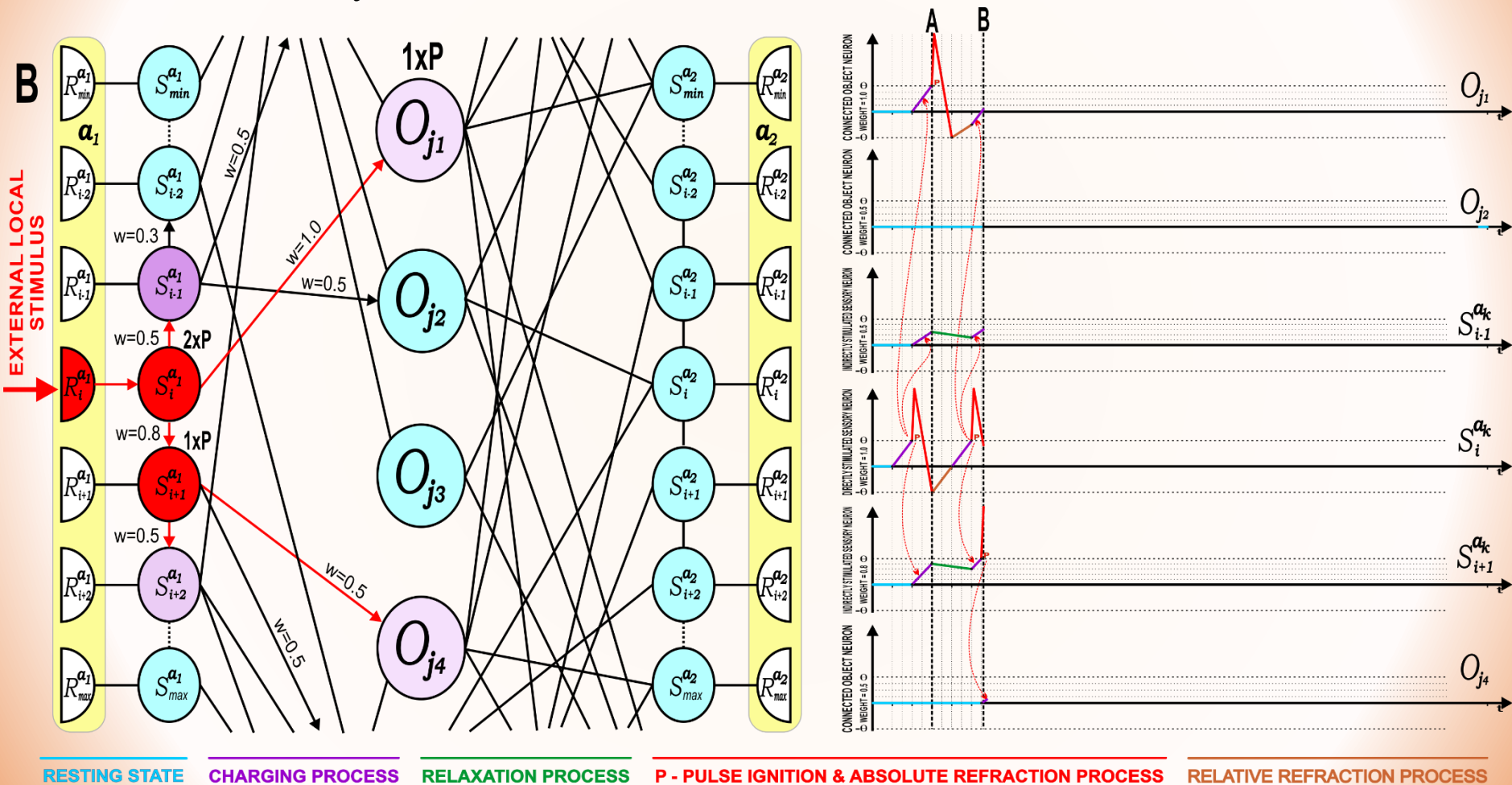
- Stan neuronowy zmienia się zgodnie z ciągłym bodźcem wejściowym receptora $R_i^{a_k}$ i impulsami przekazywanymi po aktywacji neuronów.



Synaptyczne zależności między receptorami, neuronami sensorycznymi i neuronami obiektów.

Symulacja Zdarzeń

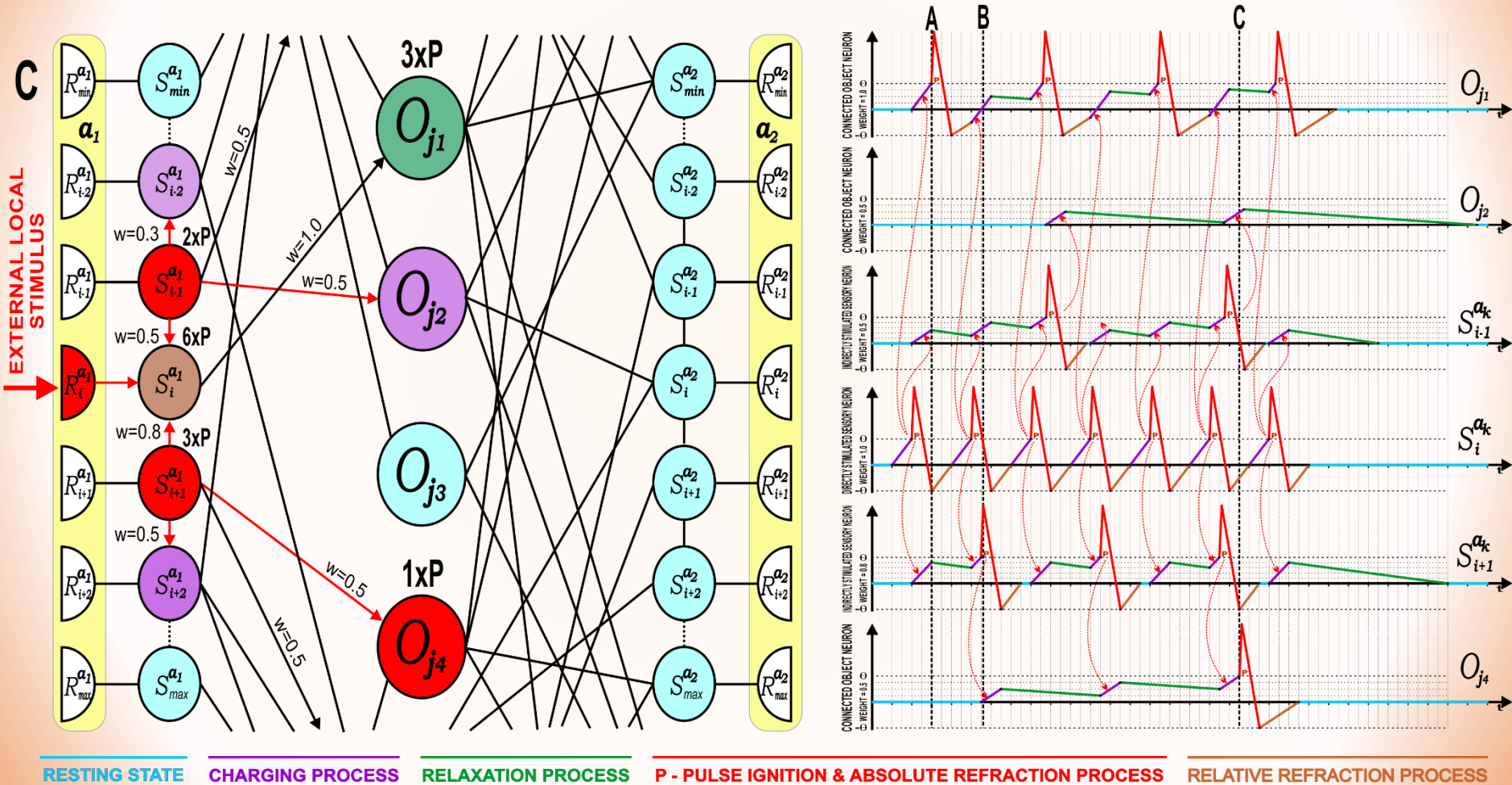
- Stan neuronowy zmienia się zgodnie z ciągłym bodźcem wejściowym receptora $R_i^{a_k}$ i impulsami przekazywanymi po aktywacji neuronów.



Synaptyczne zależności między receptorami, neuronami sensorycznymi i neuronami obiektów.

Symulacja Zdarzeń

- Stan neuronowy zmienia się zgodnie z ciągłym bodźcem wejściowym receptora $R_i^{a_k}$ i impulsami przekazywanymi po aktywacji neuronów.

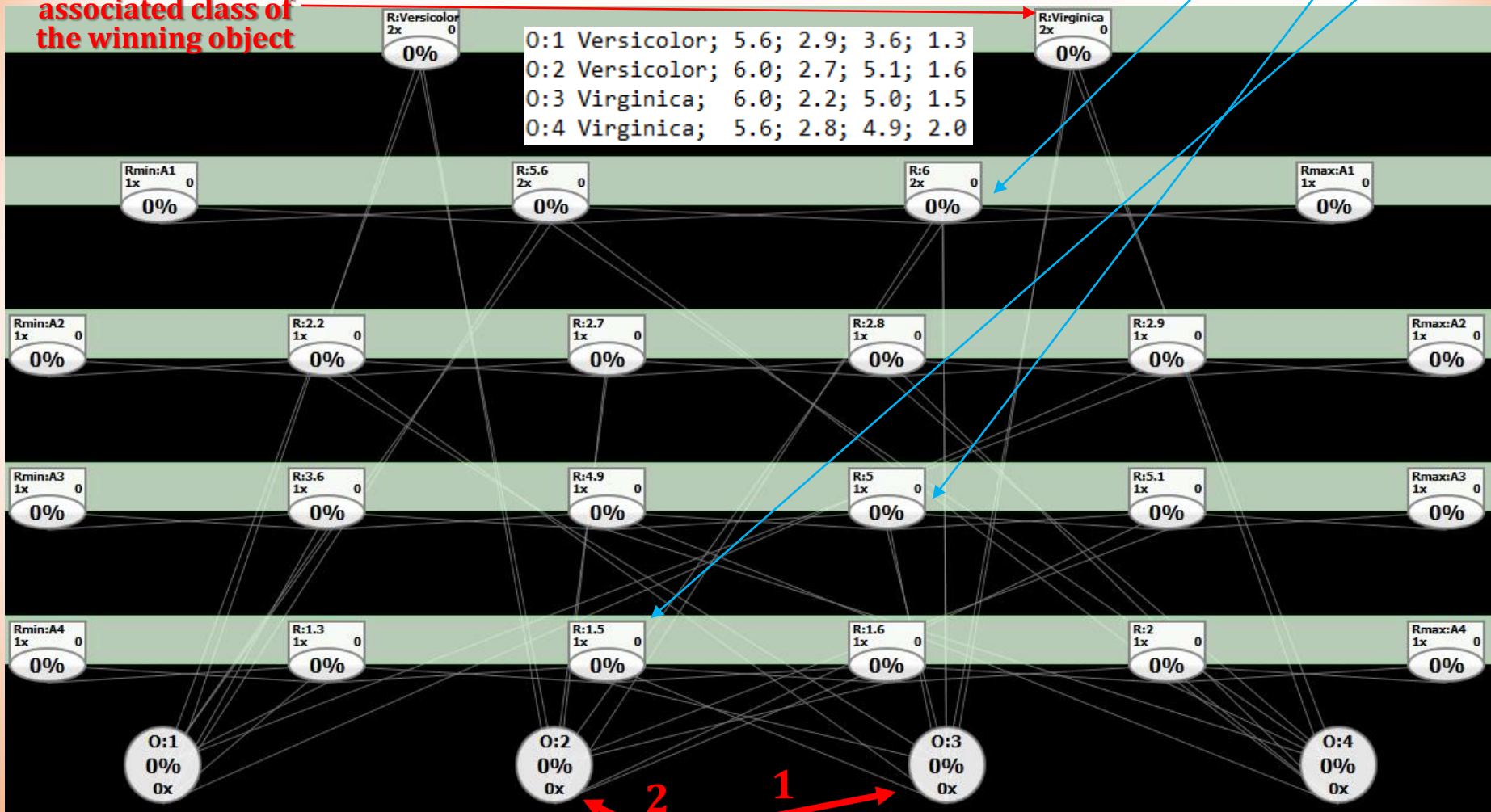


Synaptyczne zależności między receptorami, neuronami sensorycznymi i neuronami obiektów.

Eksperymenty i Animacja Sieci Neuronowych zbudowanych z APNów

Stymulujmy receptory za pomocą następującego wektora wejściowego [?, 6.0, ?, 5.0, 1.5].
Jakie są najbardziej podobne obiekty do danych wejściowych?

associated class of the winning object

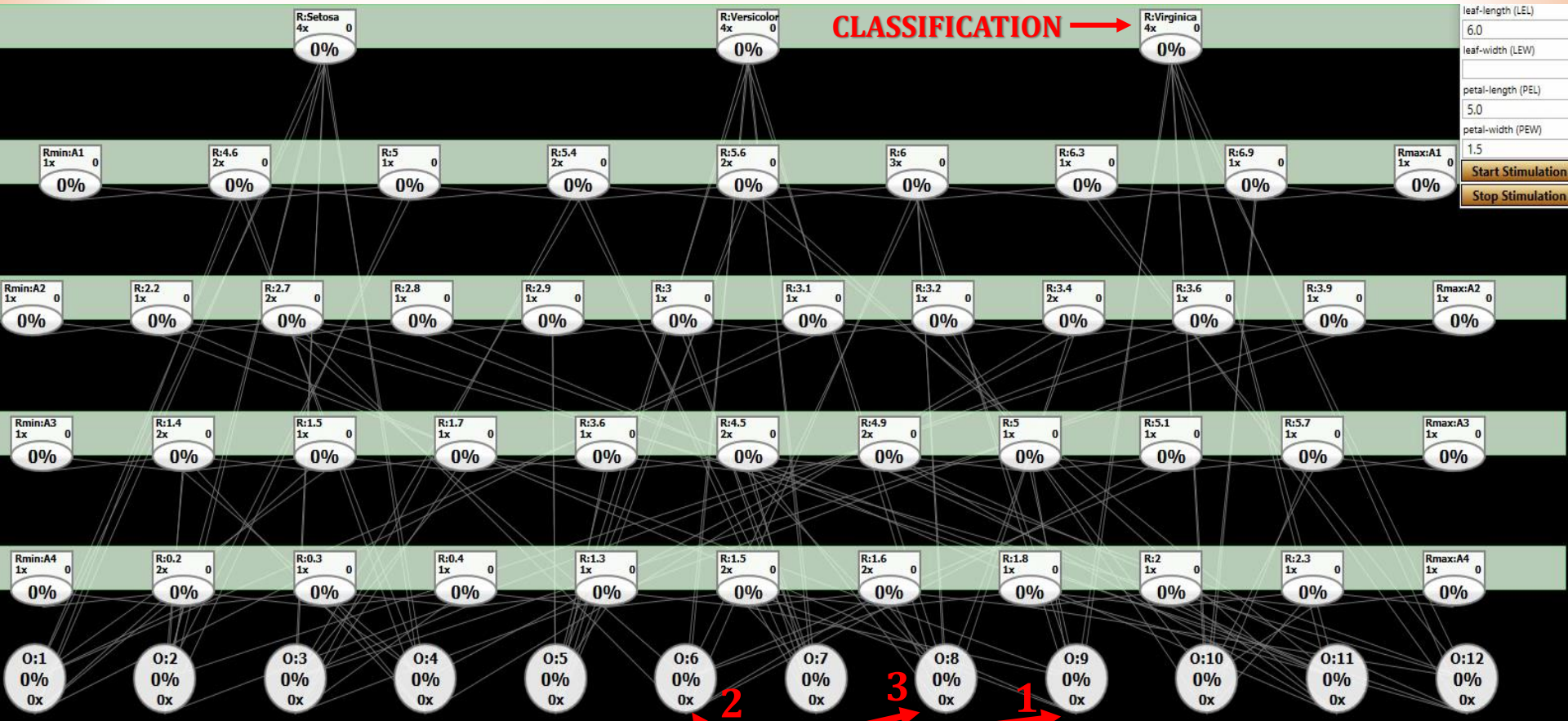


Najbardziej skojarzone APNy reprezentujące najbardziej podobne wzorce uczące będą pulsować jako pierwsze i najczęściej!

Eksperymenty i Animacja Sieci Neuronowych zbudowanych z APNów

Użyjemy większego zestawu danych i stymulujemy receptory tym samym wektorem [?, 6.0, ?, 5.0, 1.5].

0:1 Setosa; 4.6; 3.1; 1.5; 0.2	0:5 Versicolor; 5.6; 2.9; 3.6; 1.3	0:9 Virginica; 6.0; 2.2; 5.0; 1.5
0:2 Setosa; 5.0; 3.6; 1.4; 0.2	0:6 Versicolor; 6.0; 2.7; 5.1; 1.6	0:10 Virginica; 6.9; 3.2; 5.7; 2.3
0:3 Setosa; 5.4; 3.9; 1.7; 0.4	0:7 Versicolor; 5.4; 3.0; 4.5; 1.5	0:11 Virginica; 5.6; 2.8; 4.9; 2.0
0:4 Setosa; 4.6; 3.4; 1.4; 0.3	0:8 Versicolor; 6.0; 3.4; 4.5; 1.6	0:12 Virginica; 6.3; 2.7; 4.9; 1.8



leaf-length (LEL)
6.0
leaf-width (LEW)

petal-length (PEL)
5.0
petal-width (PEW)
1.5

Start Stimulation
Stop Stimulation

Najbardziej skojarzone APNy reprezentujące najbardziej podobne wzorce uczące będą pulsować jako pierwsze i najczęściej!

The image features a complex, symmetrical neural network. The central focus is a bright, glowing orange and yellow X-shaped structure, resembling a cross or a four-pointed star, with a bright white center. This central structure is surrounded by a dense, intricate web of dark, branching lines that form a grid-like pattern. The background is a light, textured gray. The overall appearance is that of a stylized, glowing neural network or a complex web of connections. The text 'APN' is centered within the glowing X-shape.

APN



Wnioski



Odpowiedzi na podstawowe pytanie neuronauki o sposobie kodowania i dekodowania informacji w odpowiedzi na potencjały aktywacji:

- **Częstotliwości serii impulsów neuronów** reprezentują odpowiednie siły asocjacji różnych informacji i podobieństwa obiektów.
- **Różnice czasowe między impulsami** nie mają bezpośredniego znaczenia, jednak czas jest kluczowy dla wszystkich wewnętrznych procesów.





Wnioski



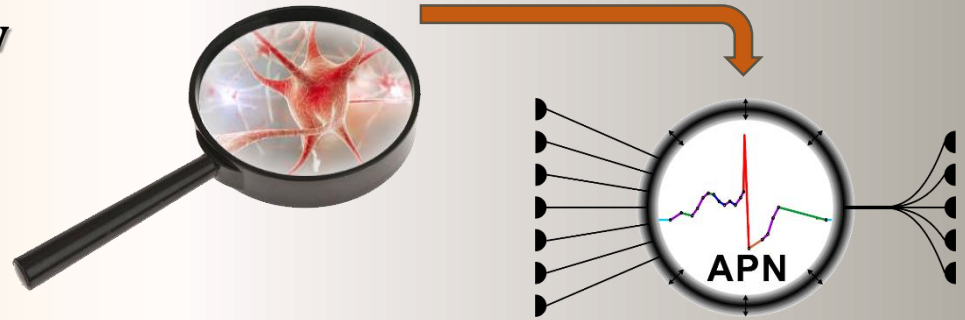
- **Asocjacyjne neurony pulsujące (APN) reprezentują rozciągnięte w czasie kombinacje bodźców wejściowych, które powodują ich pulsowanie.**
- **Asocjacyjne pulsujące neurony, które najpierw pulsują i najczęściej reprezentują najbardziej powiązane wartości, obiekty lub informacje z kontekstem wejściowym oraz reprezentują odpowiedź sieci neuronowej, która jest rozłożona w czasie zgodnie z czasem impulsów.**



Wnioski

Skojarzenia zdefiniowane przez połączenia APN mogą reprezentować różne relacje:

- **Podobieństwo** wartości lub obiektów
- **Bliskość** obiektów w przestrzeni
- **Następstwo** obiektów w czasie
- **Kontekst** dla dalszych stymulacji

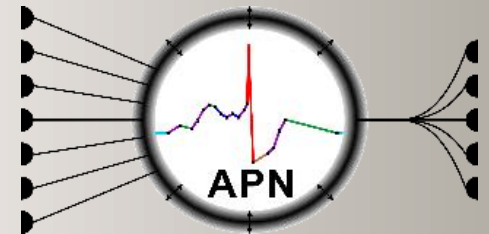


Wnioski

Neurony APN są aktualizowane w **dyskretnych momentach czasu**:

- kiedy nadchodzi nowy bodziec zewnętrzny,
- kiedy zakończy się proces wewnętrzny IP.

Te cechy modelu APN określają dużą szybkość symulacji wraz z inteligentną implementacją krótkich kolejek IPQ i GEQ.





Wnioski



Wewnętrzne procesy APNów są skutecznie zarządzane, aktualizowane i posortowane przez:

- **IPQ - Wewnętrzną kolejkę procesów**, która przekształca wszystkie stymulacje w formę kolejnych i nie nakładających się na siebie procesów w czasie w każdym neuronie.
- **GEQ - Globalna kolejka zdarzeń**, która sortuje i obserwuje kolejność i momenty aktualizacji wszystkich neuronów w czasie symulacji.





Wnioski



- **Neurony APN automatycznie i bardzo szybko w porównaniu z innymi algorytmami ontogenicznymi tworzą dedykowaną strukturę sieci dla danych uczących.**
- **Sieci neuronowe APN uczą się i pracują kilka razy szybciej niż wiele współczesnych impulsowych modeli neuronowych, np. Izhikevicha neurony impulsowe, dzięki szybkiemu przybliżeniu liniowemu i kombinacjom wewnętrznych procesów neuronowych IP.**





BIBLIOGRAFIA I LITERATURA

1. **A. Horzyk**, J. A. Starzyk, J. Graham, Integration of Semantic and Episodic Memories, IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2017, [DOI: 10.1109/TNNLS.2017.2728203](https://doi.org/10.1109/TNNLS.2017.2728203).
2. **A. Horzyk**, J. A. Starzyk, A. Horzyk and J.A. Starzyk, Fast Neural Network Adaptation with Associative Pulsing Neurons, IEEE Xplore, In: 2017 IEEE Symposium Series on Computational Intelligence, pp. 339-346, 2017. - [presentation](#), [movie Iris-4](#), [movie Iris-12](#).
3. **A. Horzyk**, Deep Associative Semantic Neural Graphs for Knowledge Representation and Fast Data Exploration, Proc. of KEOD 2017, SCITEPRESS Digital Library, 2017.
4. **A. Horzyk**, Neurons Can Sort Data Efficiently, Proc. of ICAISC 2017, Springer-Verlag, LNAI, 2017, pp. 64-74, [ICAISC BEST PAPER AWARD 2017](#) sponsored by Springer.
5. **A. Horzyk**, J. A. Starzyk and Basawaraj, [Emergent creativity in declarative memories](#), IEEE Xplore, In: 2016 IEEE Symposium Series on Computational Intelligence, Greece, Athens: Institute of Electrical and Electronics Engineers, Curran Associates, Inc. 57 Morehouse Lane Red Hook, NY 12571 USA, 2016, ISBN 978-1-5090-4239-5, pp. 1-8, [DOI: 10.1109/SSCI.2016.7850029](https://doi.org/10.1109/SSCI.2016.7850029).
6. **A. Horzyk**, [Human-Like Knowledge Engineering, Generalization and Creativity in Artificial Neural Associative Systems](#), Springer-Verlag, AISC 11156, ISSN 2194-5357, ISBN 978-3-319-19089-1, ISBN 978-3-319-19090-7 (eBook), DOI 10.1007/978-3-319-19090-7, Springer, Switzerland, 2016, pp. 39-51.
7. **A. Horzyk**, [Innovative Types and Abilities of Neural Networks Based on Associative Mechanisms and a New Associative Model of Neurons](#) - Invited talk at ICAISC 2015, Springer-Verlag, [LNAI 9119](#), 2015, pp. 26-38, [DOI 10.1007/978-3-319-19324-3_3](https://doi.org/10.1007/978-3-319-19324-3_3).
8. **Horzyk, A.**, How Does Generalization and Creativity Come into Being in Neural Associative Systems and How Does It Form Human-Like Knowledge?, Neurocomputing, 2014.



Adrian Horzyk

horzyk@agh.edu.pl

Google: [Horzyk](#)



AGH

**University of Science
and Technology
in Krakow, Poland**