



Adrian Horzyk

METODY INŻYNIERII WIEDZY

STRUKTURY ASOCJACYJNE ORAZ
ASOCJACYJNE GRAFY NEURONOWE
DO EKSPLORACJI WIEDZY Z DANYCH



**Co
dzieje się
w środku?**

GENEZA



Jakie biocybernetyczne sekrety skrywa w sobie mózg i cały układ nerwowy?!

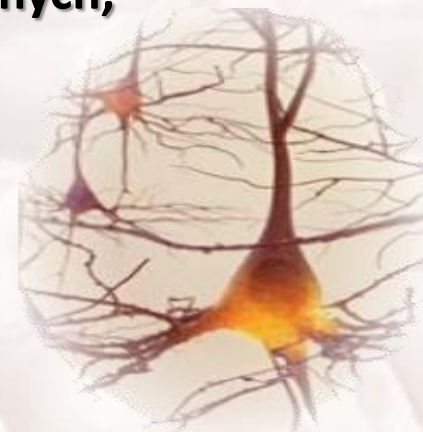


Mózg – biocybernetyczna struktura formująca wiedzę



Mózg – potrafi automatycznie i nadal w najlepszy znany nam sposób:

- formować wiedzę na podstawie docierających do niego danych,
- zapamiętywać różne wzorce i je uogólniać,
- przechowywać różne ważne relacje pomiędzy danymi,
- działać skojarzeniowo (asocjacyjnie),
- szybko i kontekstowo przywoływać informacje,
- sprawnie wykorzystywać powiązane informacje,
- automatycznie rozpoznawać podobieństwo i wykorzystywać je w myśleniu,
- przenosić właściwości i sposoby zachowania pomiędzy podobnymi obiektami,
- tworzyć nowe reguły, metody i algorytmy na podstawie zapamiętanych,
- formować i zapamiętywać nowe skojarzenia poszerzające wiedzę,



Każde zdarzenie i doznanie z naszego życia w pewnym stopniu zmienia nasz mózg, sposób jego działania oraz wpływa na przyszłe skojarzenia i podejmowane akcje!

Dynamika i możliwości biocybernetyczne naszego mózgu nie mają na razie godnego odpowiednika ani cybernetycznego modelu w informatyce!

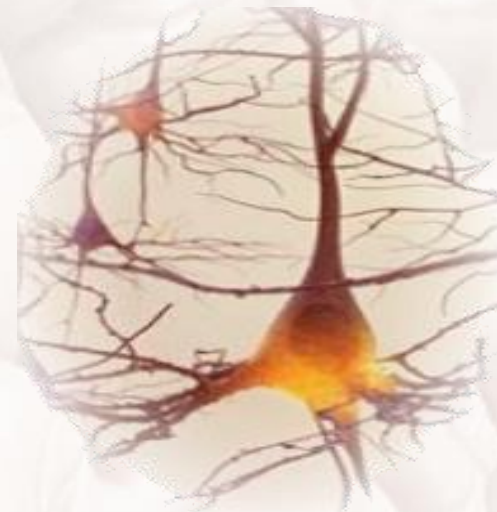


Mózg – dynamicznie zmienna struktura biocybernetyczna



Mózg – to nietypowa maszyna obliczeniowa, gdyż w wyniku interakcji z danymi docierającymi do niego w postaci różnych bodźców dochodzi w nim do zmian:

- w sposobie jego dalszego funkcjonowania,
- w sposobie przetwarzania kolejnych danych,
- w jego strukturze i właściwościach połączeń,
- w parametrach budowy i funkcjonowania neuronów,
- w zapamiętanych wcześniej faktach, regułach,
- w reprezentacji różnych obiektów, akcji i zjawisk,
- w sposobie kojarzenia i przypominania sobie skojarzonych faktów.



Mózg pozwala nam na **zapamiętywanie**, lecz nie wszystkiego i nie w sposób trwały.

Definicje i sposób pojmowania różnych obiektów mogą się poszerzać, zawęzić, a nawet całkowicie zmieniać w trakcie naszego życia.

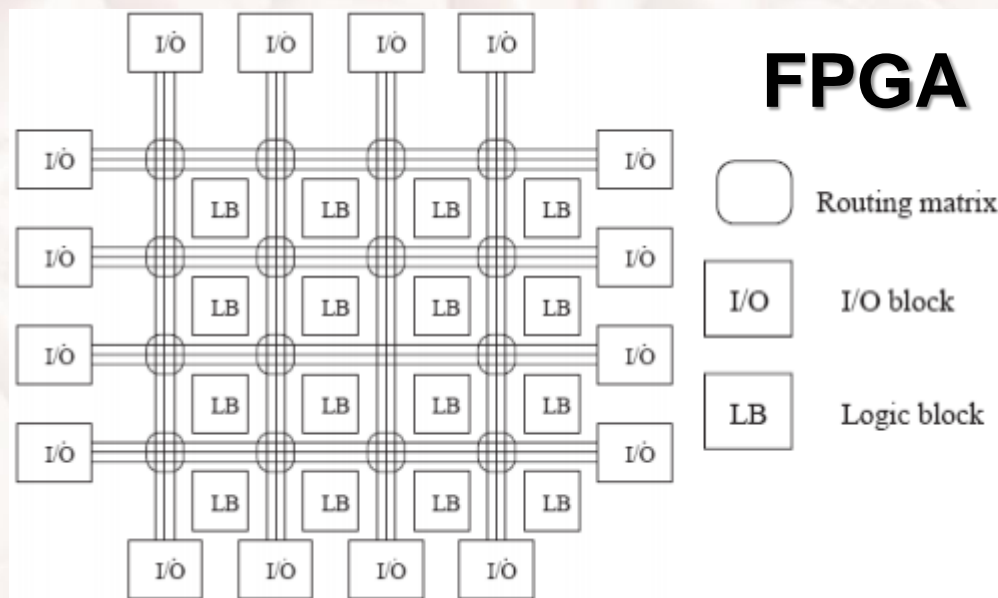
Sposób jego działania związany jest ze strukturami nerwowymi, które umożliwiają mu działać **w sposób skojarzeniowy (asocjacyjny)** oraz **selektywnie i efektywnie** reprezentować związki pomiędzy danymi, obiektami, ich grupami i klasami...



REKONFIGUROWALNE UKŁADY FPGA



Współczesne komputery poza **układami FPGA** zdolnymi do zmiany funkcyjnych logicznych, sieci połączeń i bloków we/wy **nie są w stanie fizycznie zmieniać swojej struktury połączeń pomiędzy jednostkami obliczeniowymi** na skutek uczenia się,



**a neurony
potrafią!**



http://www.fpga.agh.edu.pl/puc/?download=W_PUC_FPGA_wstep.pdf

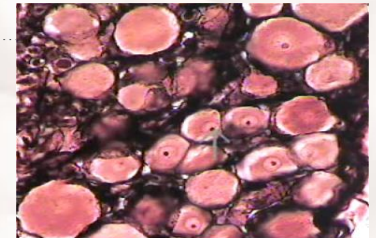
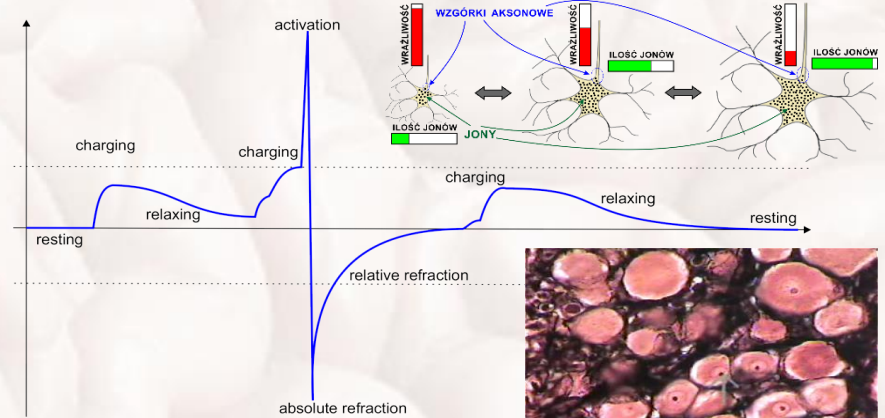
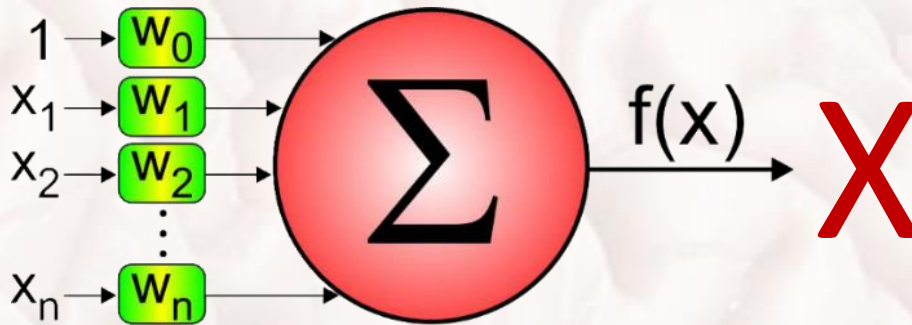
Matryce komutacyjne realizujące połączenia w sieci zawierającej cyfrowe układy kombinacyjne i sekwencyjne służące do budowy bloków logicznych połączone z wyprowadzeniami zewnętrznymi w układach FPGA nie mają wiele wspólnego ze strukturą ani połączeniami pomiędzy neuronami **w biologicznym mózgu!**



BIOLOGICZNY I SZTUCZNY NEURON



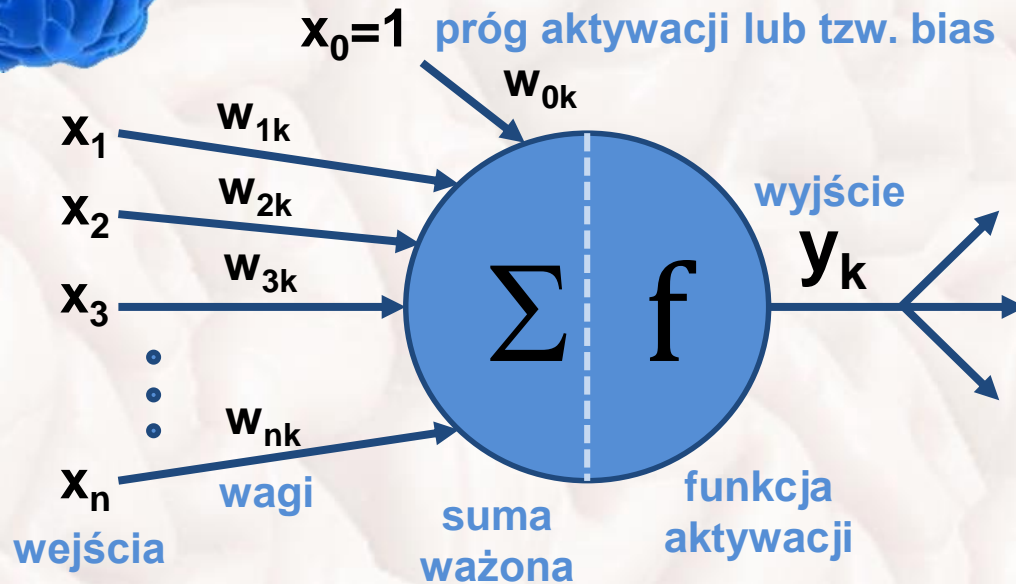
Sztuczne neurony stosowane współcześnie w inteligencji obliczeniowej są bardzo ubogimi modelami neuronów biologicznych, wypaczającymi w sposobie swojego działania lub metodzie uczenia (adaptacji) prawdziwy sposób działania neuronów:



Sztuczne neurony:

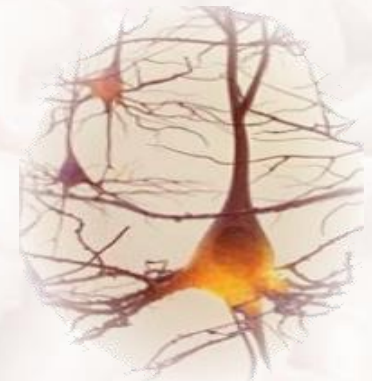
1. Zaniedbują, nie definiują ani nie wykorzystują swoje położenie w strukturze sieci.
2. Bagatelizują znaczenie progu aktywacji sprowadzając go do kolejnej wagi o stałym pobudzeniu.
3. Zmieniają naturalną zdolność większości neuronów do aktywacji na ciągłe i różniczkowalne funkcje aktywacji f.
4. Nie biorą pod uwagę różnej i zmiennej wielkości neuronów wpływające na jego wrażliwość i specjalizację.
5. Funkcje synaps sprowadzają do adaptowalnej wagi, która może wzmacniać wielokrotnie sygnały wejściowe.
6. Sumują ważone sygnały wejściowe nie uwzględniając faktu automatycznego powracania niewystarczająco pobudzonych neuronów do stanu równowagi w czasie ani procesu refrakcji, jakby nie był wcale istotny.
7. Nie biorą pod uwagę czasu różnych procesów zachodzących w biologicznych neuronach.
8. Są rozważane w oderwaniu od reszty elementów: receptorów, płynu mózgowo-rdzeniowego i komórek glejowych.
9. Najczęściej są łączone na zasadzie każdy-z-każdym co wprowadza niepotrzebne interferencje do procesu przetwarzania danych wejściowych i uniemożliwia im specjalizację dla wybranej grupy danych wejściowych.
10. Nie dokonują żadnej plastyczności połączeniowej ani funkcjonalnej, sprowadzając je do funkcji nieliniowych.

SZTUCZNY NEURON



$$y_k = f \left(\sum_{i=0}^n w_{ik} x_i \right)$$

- Dane z wszystkich wejść $x_1 \dots x_n$ równocześnie oddziałują na sztuczny neuron.
- Poprzednie stany sztucznego neuronu nie mają żadnego wpływu na jego aktualny stan, liczy się tylko aktualne pobudzenie oraz wagi $w_{0k}, w_{1k} \dots w_{nk}$.
- Nie istnieją żadne zależności czasowe pomiędzy jego stanami.
- Reakcja sztucznego neuronu następuje natychmiast i powoduje obliczenie wartości wyjściowej ewaluując wybraną **funkcję aktywacji** sztucznego neuronu **f**, której wartość zależna jest od **sumy ważonej wejść** oraz aktualnych wartości wag $w_{0k}, w_{1k} \dots w_{nk}$.



ZMYŚŁY I RECEPTORY



- Dostarczają do układu nerwowego niezbędnych bodźców dla jego funkcjonowania, rozwoju, uczenia się i adaptacji.
- Pobudzają neurony stymulując utrwalanie się w nich pewnych kombinacji bodźców reprezentujących doznania.
- Bez zmysłów i ich receptorów mózg nie byłby w stanie się rozwijać.
- Bodźce dochodzące z receptorów tworzą pewne kombinacje bodźców.
- Kombinacje bodźców są ze sobą kojarzone i zapamiętywane.
- Skojarzenia tworzą kontekst dla przyszłych skojarzeń i procesów myślowych.

PRZYKŁAD:

Jeśli np. przemarzliśmy, o czym poinformowały nas receptory temperatury naszego ciała, nasz mózg taką sytuację skojarzy ze stanem przemarznięcia po to, żeby go w przyszłości unikać. **Tworzy się nowa reguła kontekstowo-asocjacyjna!**

Jeśli potem siedząc przy rozgrzanym kominku szybko rozgrzewamy się, unikając choroby, wtedy nasz umysł ponownie **zapamięta i skojarzy** to z rozgrzanym kominkiem, co umożliwia nam utworzenie kolejnej reguły, która będzie mogła zostać **kontekstowo wywołana** dzięki **uformowanym asocjacjiom** w naszym mózgu.



NEURONOWE STRUKTURY SKOJARZENIOWE



- **Neuronowe struktury skojarzeniowe** tworzymy poprzez odpowiednie połączenie receptorów (sensorów) i neuronów tak, aby móc odzwierciedlić i zapamiętać powtarzające się **kombinacje** bodźców i ich **sekwencje**.
- **Skojarzenia** reprezentowane są poprzez połączenia pomiędzy neuronami i receptorami oraz przez ich inne parametry. Dzięki temu skojarzenia mogą być ponownie wywołane, powodując odpowiednią aktywność w sieci neuronów, tj. aktywację odpowiednich neuronów reprezentujących skojarzone obiekty.
- Skojarzenia umożliwiają nam się uczyć, rozpoznawać i klasyfikować obiekty, zdarzenia, reguły oraz kontekstowo składać je ze sobą.
- Procesy myślowe ludzkiego umysłu oparte są o skojarzenia oraz asocjacyjny model reprezentacji i przetwarzania danych.

PRZYKŁAD:

Umiejętność liczenia jest **umiejętnością nabytą** na skutek zapamiętania różnych relacji pomiędzy liczbami oraz sposobami przekształceń liczbowych.

Ile jest $8 * 9$?

1	2	3	4	5	6	7	8	9
2	4	6	8	10	12	14	16	18
3	6	9	12	15	18	21	24	27
4	8	12	16	20	24	28	32	36
5	10	15	20	25	30	35	40	45
6	12	18	24	30	36	42	48	54
7	14	21	28	35	42	49	56	63
8	16	24	32	40	48	56	64	72
9	18	27	36	45	54	63	72	81

1	2	3	4	5	6	7	8	9	A	B	C	D	E	F
2	4	6	8	A	C	E	10	12	14	16	18	1A	1C	1E
3	6	9	C	F	12	15	18	1B	1E	21	24	27	2A	2D
4	8	C	10	14	18	1C	20	24	28	2C	30	34	38	3C
5	A	F	14	19	1E	23	28	2D	32	37	3C	41	46	4B
6	C	12	18	1E	24	2A	30	36	3C	42	48	4E	54	5A
7	E	15	1C	23	2A	31	38	3F	46	4D	54	5B	62	69
8	10	18	20	28	30	38	40	48	50	58	60	68	70	78
9	12	1B	24	2D	36	3F	48	51	5A	63	6C	75	7E	87
A	14	1E	28	32	3C	46	50	5A	64	6E	78	82	8C	96
B	16	21	2C	37	42	4D	58	63	6E	79	84	8F	9A	A5
C	18	24	30	3C	48	54	60	6C	78	84	90	9C	A8	B4
D	1A	27	34	41	4E	5B	68	75	82	8F	9C	A9	B6	C3
E	1C	2A	38	46	54	62	70	7E	8C	9A	A8	B6	C4	D2
F	1E	2D	3C	4B	5A	69	78	87	96	A5	B4	C3	D2	E1



PO CO NAM SKOJARZENIOWA REPREZENTACJA?



Wiedza i inteligencja pozwalają nam szybko wnioskować oraz podejmować mądre decyzje dzięki **skojarzeniom** utworzonym i utrwalonym w naszym umyśle.

Skojarzeniowa reprezentacja danych jest dużo bogatsza i dająca znacznie więcej możliwości niż obecnie najczęściej stosowana **relacyjna** w relacyjnych bazach danych:

- **Relacyjne bazy danych** – umożliwiają tylko **horyzontalne** powiązanie atrybutów danych poprzez relacje reprezentowane przez **klucze główne i obce**.
- **Systemy asocjacyjne** – umożliwiają zarówno **horyzontalne** jak i **wertykalne** powiązanie danych połączone z **agregacją duplikatów**, co generuje spore oszczędności!

Grafowe struktury neuronowe z automatyczną reprezentacją wertykalnych związków pomiędzy danymi **zastępują znaczną część czasochłonnych operacji**, jakie zmuszeni jesteśmy wykonywać **na relacyjnej bazie danych!**



ASOCJACYJNE

RELACYJNIE

	param	sle	swi	ple	pwi	klasa
WZORCE IRIS	R1	5,0	2,3	3,3	1,0	VERSI
	R2	5,8	2,6	4,0	1,2	VERSI
	R3	5,4	3,0	4,5	1,5	VERSI
	R4	6,3	3,3	4,7	1,6	VERSI
	R5	6,0	2,7	5,1	1,6	VERSI
WZORCE VIRGIN	R6	6,7	3,0	5,0	1,7	VERSI
	R7	5,9	3,2	4,8	1,8	VERSI
	R8	6,0	2,2	5,0	1,5	VIRGIN
	R9	4,9	2,5	4,5	1,7	VIRGIN
	R10	6,0	3,0	4,8	1,8	VIRGIN
	R11	5,8	2,7	5,1	1,9	VIRGIN
	R12	5,7	2,5	5,0	2,0	VIRGIN
	R13	6,5	3,2	5,1	2,0	VIRGIN



PRZEKONAJMY SIĘ O WARTOŚCI SKOJARZEŃ?



- Proszę opisać widoczne relacje pomiędzy tymi danymi w tabeli?
- Czy to są wszystkie możliwe relacje? Czegoś przydatnego nam brakuje?
- Zbadanie których relacji wymaga przeszukiwania tabeli o złożoności przynajmniej logarytmicznej lub liniowej, a które relacje są dostępne w czasie stałym?
- Jakie ważne informacje chcielibyśmy, żeby były możliwie szybko dostępne z punktu widzenia eksploracji wiedzy z danych? Co często poszukujemy w bazach danych?
- Jak reprezentacja danych wpływa na szybkość ich przetwarzania lub dostępu do nich?
- Jakie istnieją mechanizmy przyspieszające dostęp do danych w tabelach?
- Jak można zwiększyć efektywność pracy na danych?
- Czy struktura przechowywania danych ma znaczenie?
- Czy można do tego celu wykorzystać neurony?



- Jak w naszym umyśle przechowywane są różne relacje między danymi i całymi obiektami, reprezentowanymi w bazach przy pomocy encji (rekordów)?

	param	sle	swi	ple	pwi	klasa
IRIS	R1	5,0	2,3	3,3	1,0	VERSI
	R2	5,8	2,6	4,0	1,2	VERSI
	R3	5,4	3,0	4,5	1,5	VERSI
	R4	6,3	3,3	4,7	1,6	VERSI
	R5	6,0	2,7	5,1	1,6	VERSI
WZORCE	R6	6,7	3,0	5,0	1,7	VERSI
	R7	5,9	3,2	4,8	1,8	VERSI
	R8	6,0	2,2	5,0	1,5	VIRGIN
	R9	4,9	2,5	4,5	1,7	VIRGIN
	R10	6,0	3,0	4,8	1,8	VIRGIN
	R11	5,8	2,7	5,1	1,9	VIRGIN
	R12	5,7	2,5	5,0	2,0	VIRGIN
	R13	6,5	3,2	5,1	2,0	VIRGIN



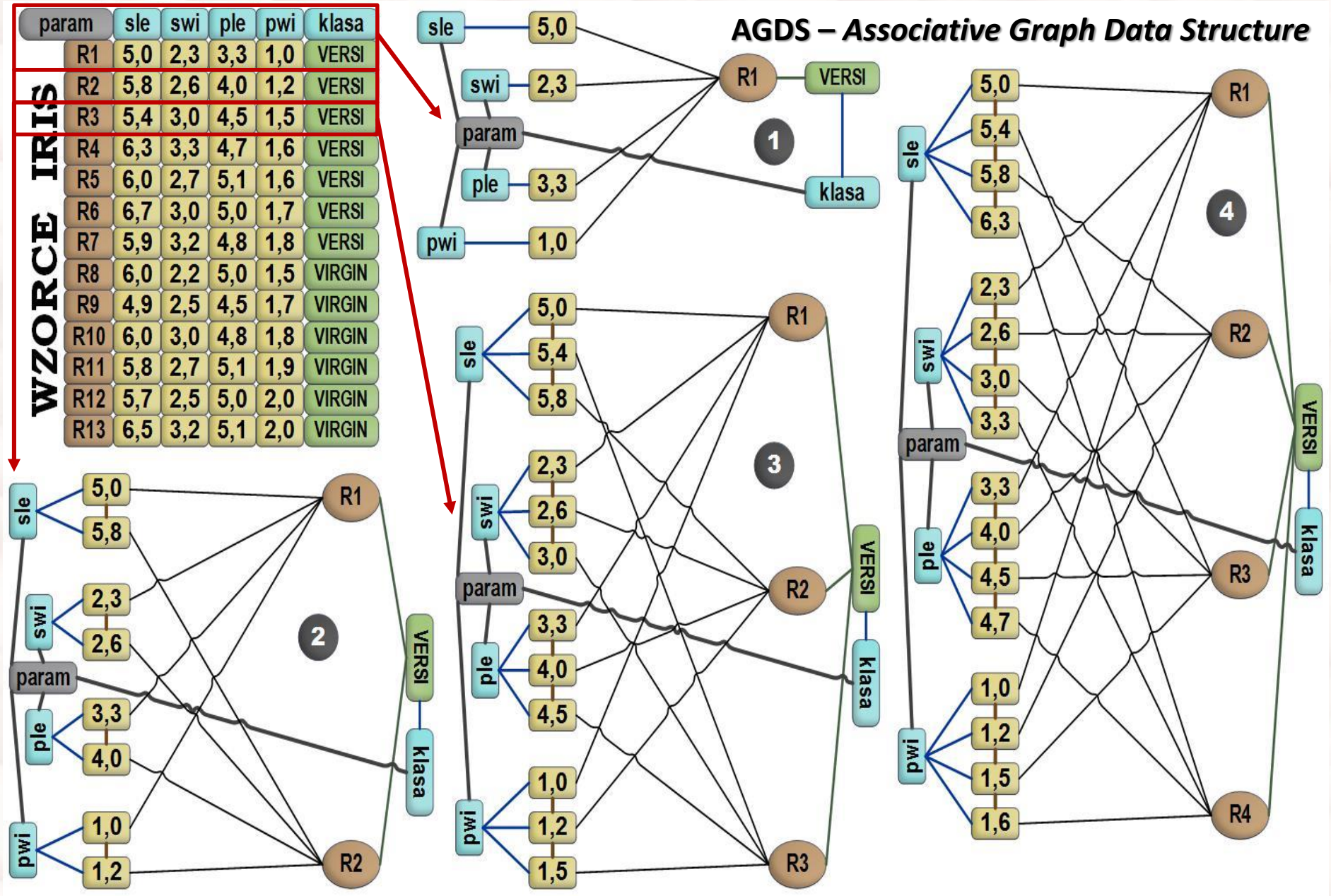
PASYWNA ASOCJACYJNA GRAFOWA STRUKTURA DANYCH



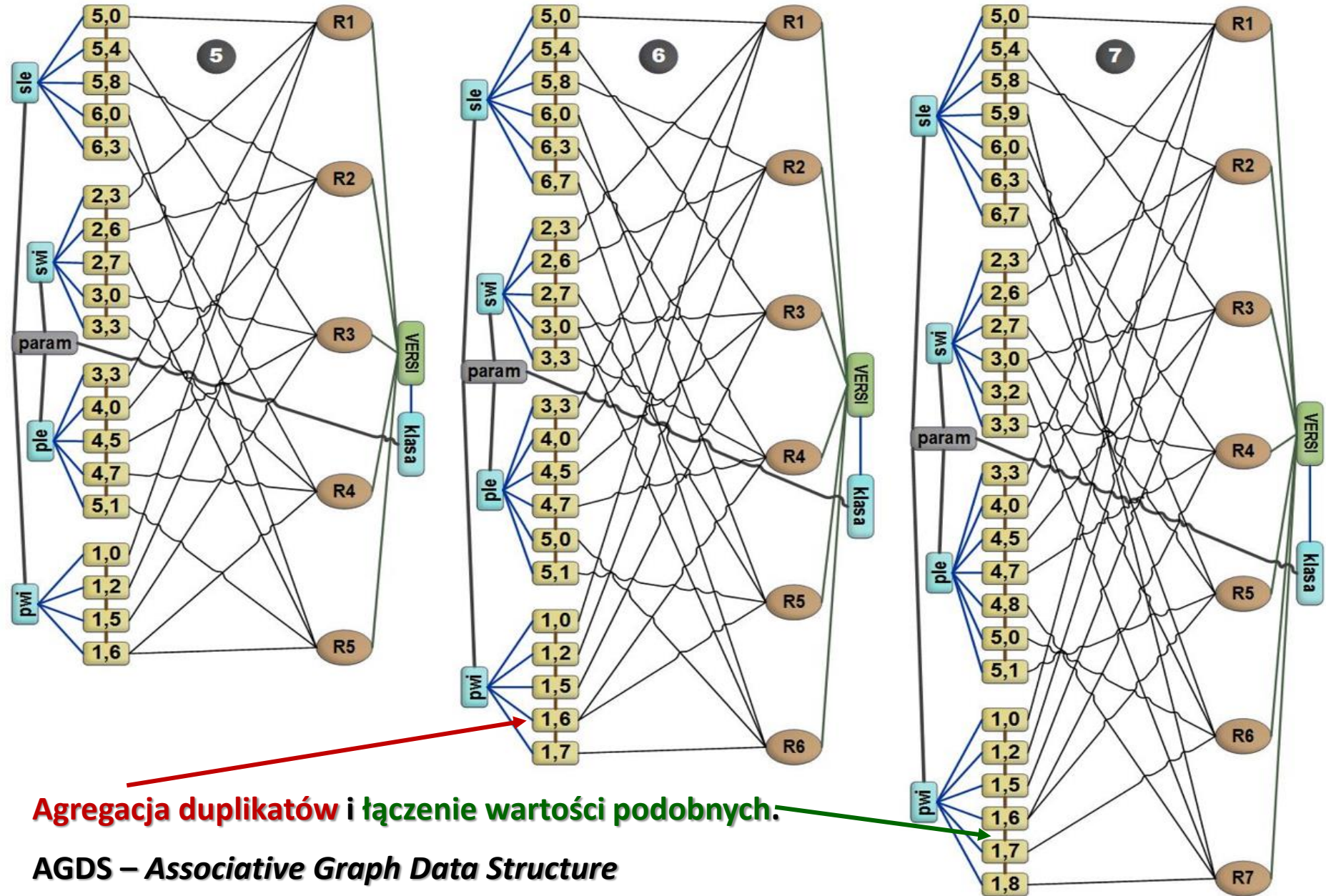
WZORCE IRIS

param	sle	swi	ple	pwi	klasa
R1	5,0	2,3	3,3	1,0	VERSI
R2	5,8	2,6	4,0	1,2	VERSI
R3	5,4	3,0	4,5	1,5	VERSI
R4	6,3	3,3	4,7	1,6	VERSI
R5	6,0	2,7	5,1	1,6	VERSI
R6	6,7	3,0	5,0	1,7	VERSI
R7	5,9	3,2	4,8	1,8	VERSI
R8	6,0	2,2	5,0	1,5	VIRGIN
R9	4,9	2,5	4,5	1,7	VIRGIN
R10	6,0	3,0	4,8	1,8	VIRGIN
R11	5,8	2,7	5,1	1,9	VIRGIN
R12	5,7	2,5	5,0	2,0	VIRGIN
R13	6,5	3,2	5,1	2,0	VIRGIN

AGDS – Associative Graph Data Structure



PASYWNA ASOCJACYJNA GRAFOWA STRUKTURA DANYCH



Agregacja duplikatów i łączenie wartości podobnych.

AGDS – Associative Graph Data Structure

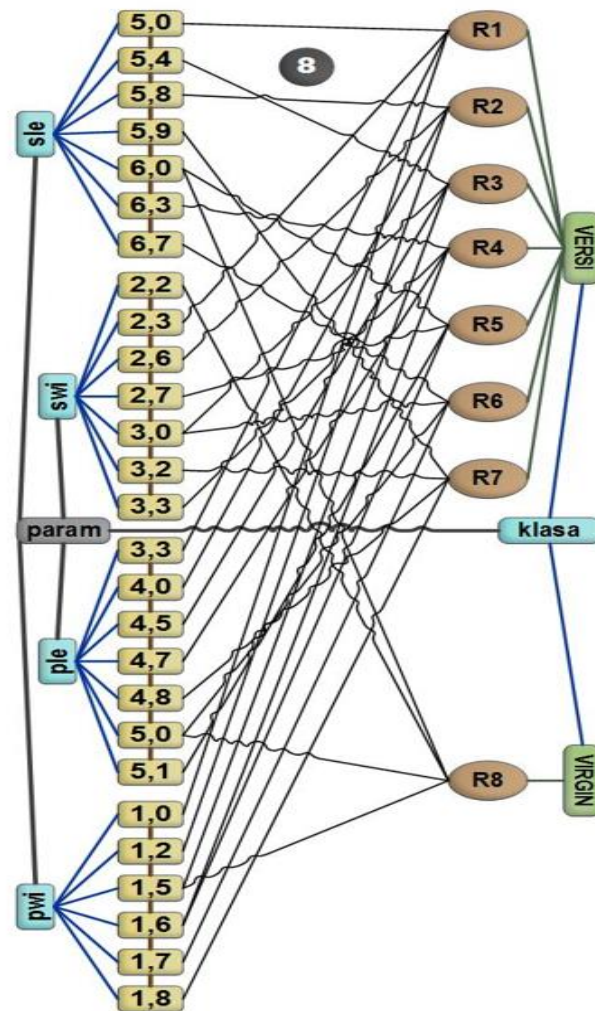
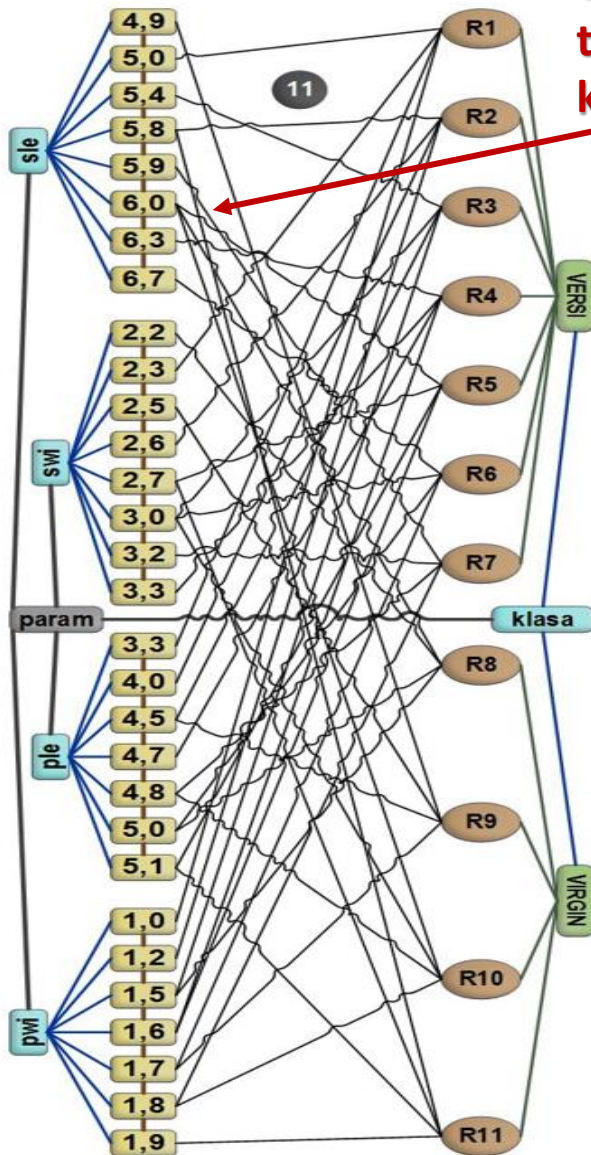
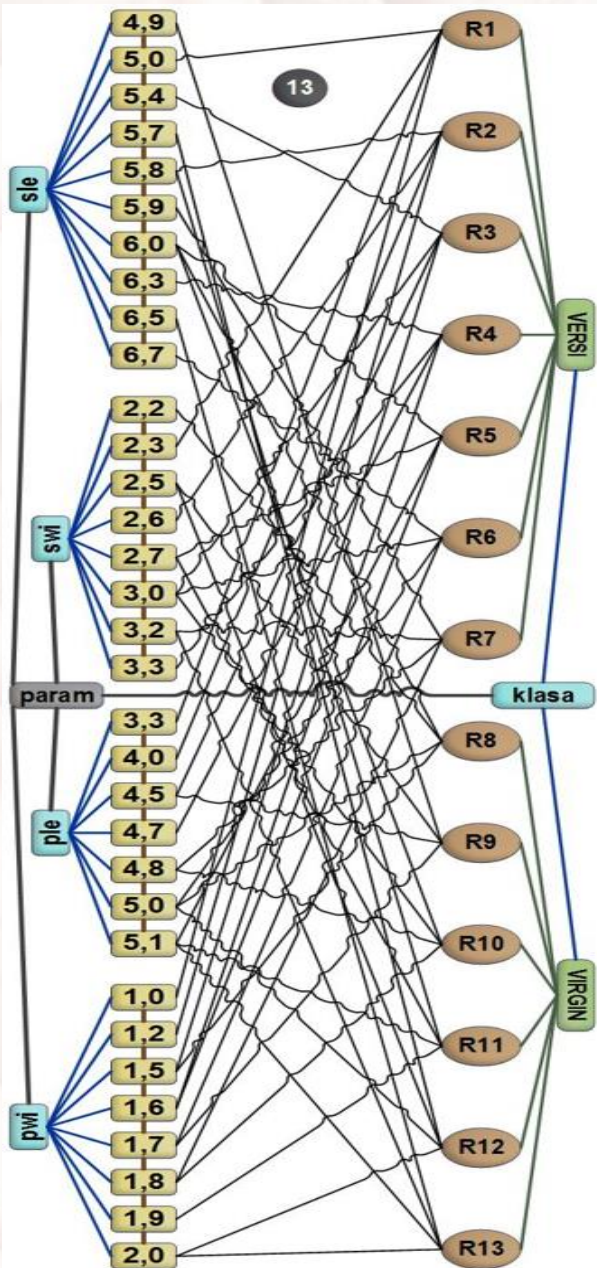


PASYWNA ASOCJACYJNA GRAFOWA STRUKTURA DANYCH

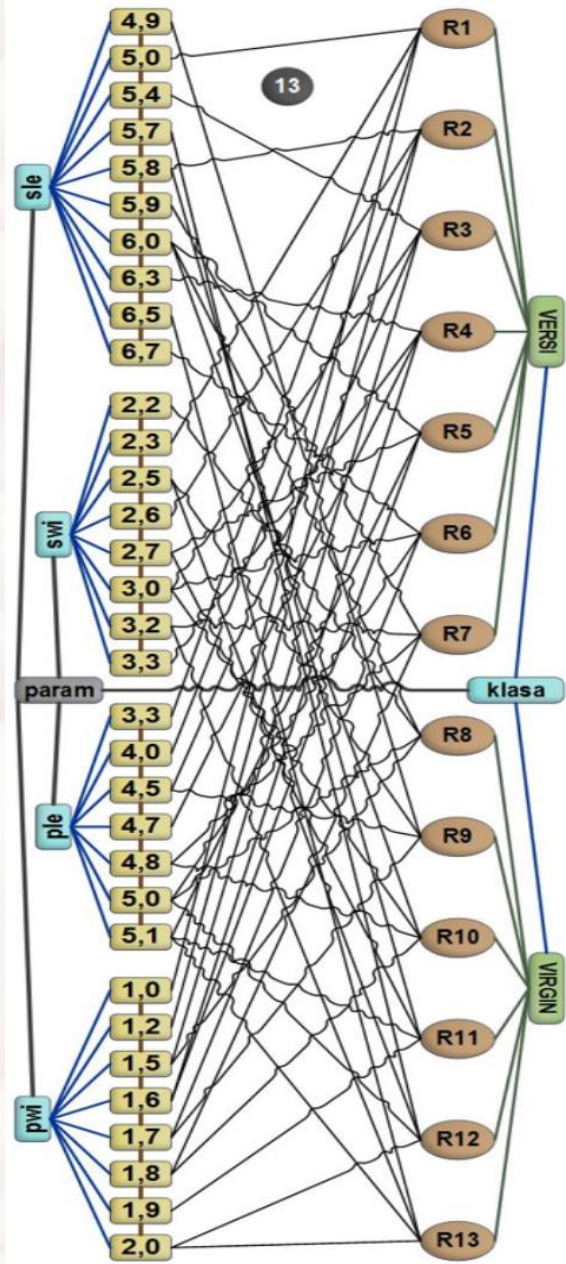


Associative Graph Data Structure – AGDS

Im więcej danych tym większa oszczędność i efektywność tych struktur oraz bezstratna kompresja reprezentacji danych.



PORÓWNANIE STRUKTUR REPREZENTACJI DANYCH



- Jakie są wady i zalety rozważanych struktur danych?
- Jak wpływają te struktury na efektywność operacji na danych przechowywanych w nich?
- Która struktura pozwala na bardziej efektywną eksplorację wiedzy z danych i dlaczego?



TRANSFORMACJA

param	sle	swi	ple	pwi	klasa
R1	5,0	2,3	3,3	1,0	VERSI
R2	5,8	2,6	4,0	1,2	VERSI
R3	5,4	3,0	4,5	1,5	VERSI
R4	6,3	3,3	4,7	1,6	VERSI
R5	6,0	2,7	5,1	1,6	VERSI
R6	6,7	3,0	5,0	1,7	VERSI
R7	5,9	3,2	4,8	1,8	VERSI
R8	6,0	2,2	5,0	1,5	VIRGIN
R9	4,9	2,5	4,5	1,7	VIRGIN
R10	6,0	3,0	4,8	1,8	VIRGIN
R11	5,8	2,7	5,1	1,9	VIRGIN
R12	5,7	2,5	5,0	2,0	VIRGIN
R13	6,5	3,2	5,1	2,0	VIRGIN



WAGI POŁĄCZEŃ W STRUKTURACH AGDS



Węzły grafu AGDS reprezentujące sąsiednie wartości dla poszczególnych atrybutów połączone są krawędzią, której wagę wyznaczamy na podstawie zależności:

$$W_{v_i^{a_k}, v_j^{a_k}} = 1 - \frac{|v_i^{a_k} - v_j^{a_k}|}{r^{a_k}}$$

gdzie

$v_i^{a_k}, v_j^{a_k}$ - są wartościami reprezentowanymi przez sąsiednie (połączone krawędzią) węzły atrybutu a_k ,

$r^{a_k} = v_{max}^{a_k} - v_{min}^{a_k}$ - jest aktualnym przedziałem zmienności wartości dla atrybutu a_k .

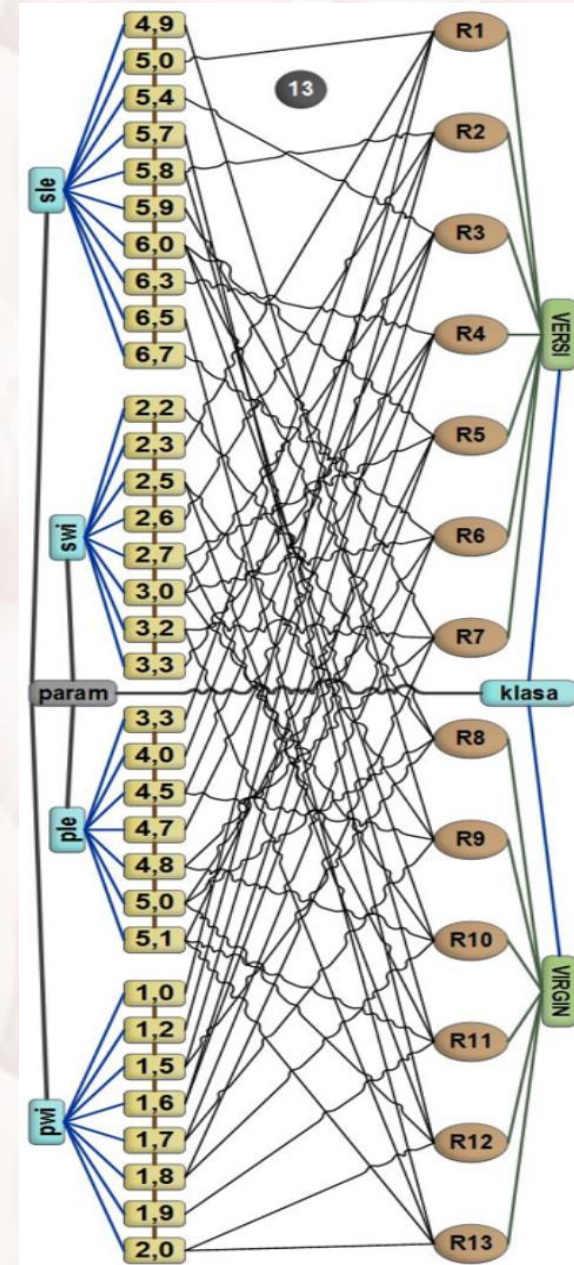
Wartość wagi łączącej węzeł wartości $v_i^{a_k}$ atrybutu a_k z węzłami obiektów R_m wyznaczona jest na podstawie ilości wystąpień $N_i^{a_k}$ tej wartości ($v_i^{a_k}$) we wszystkich obiektach:

$$W_{v_i^{a_k}, R_m} = \frac{1}{N_i^{a_k}} = \frac{1}{\|v_i^{a_k}\|}$$

przy czym wartość $N_i^{a_k} = \|v_i^{a_k}\|$ przechowujemy w poszczególnych węzłach wartości poszczególnych atrybutów. Wartość ta jest równa ilości połączeń z węzłami obiektów, jeśli obiekty nie są zduplikowane w tabeli, na podstawie której tworzony jest graf AGDS.

Zaś wagi pomiędzy węzłami obiektów a węzłami wartości są zawsze równe jedności:

$$W_{R_m, v_i^{a_k}} = 1$$



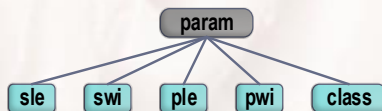


TWORZENIE STRUKTURY AGDS DLA JEDNEJ TABELI

TRANSFORMACJA ASOCJACYJNA

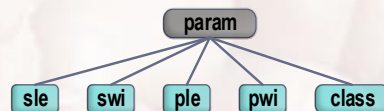
WZORCE IRIS

param	sle	swi	ple	pwi	class
R1	5,0	2,3	3,3	1,0	VERSI
R2	5,8	2,6	4,0	1,2	VERSI
R3	5,4	3,0	4,5	1,5	VERSI
R4	6,3	3,3	4,7	1,6	VERSI
R5	6,0	2,7	5,1	1,6	VERSI
R6	6,7	3,0	5,0	1,7	VERSI
R7	5,9	3,2	4,8	1,8	VERSI
R8	6,0	2,2	5,0	1,5	VIRGIN
R9	4,9	2,5	4,5	1,7	VIRGIN
R10	6,0	3,0	4,8	1,8	VIRGIN
R11	5,8	2,7	5,1	1,9	VIRGIN
R12	5,7	2,5	5,0	2,0	VIRGIN
R13	6,5	3,2	5,1	2,0	VIRGIN

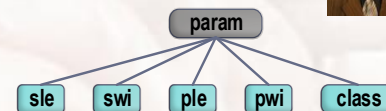


WZORCE IRIS

R1	5,0	2,3	3,3	1,0	VERSI
R2	5,8	2,6	4,0	1,2	VERSI
R3	5,4	3,0	4,5	1,5	VERSI
R4	6,3	3,3	4,7	1,6	VERSI
R5	6,0	2,7	5,1	1,6	VERSI
R6	6,7	3,0	5,0	1,7	VERSI
R7	5,9	3,2	4,8	1,8	VERSI
R8	6,0	2,2	5,0	1,5	VIRGIN
R9	4,9	2,5	4,5	1,7	VIRGIN
R10	6,0	3,0	4,8	1,8	VIRGIN
R11	5,8	2,7	5,1	1,9	VIRGIN
R12	5,7	2,5	5,0	2,0	VIRGIN
R13	6,5	3,2	5,1	2,0	VIRGIN



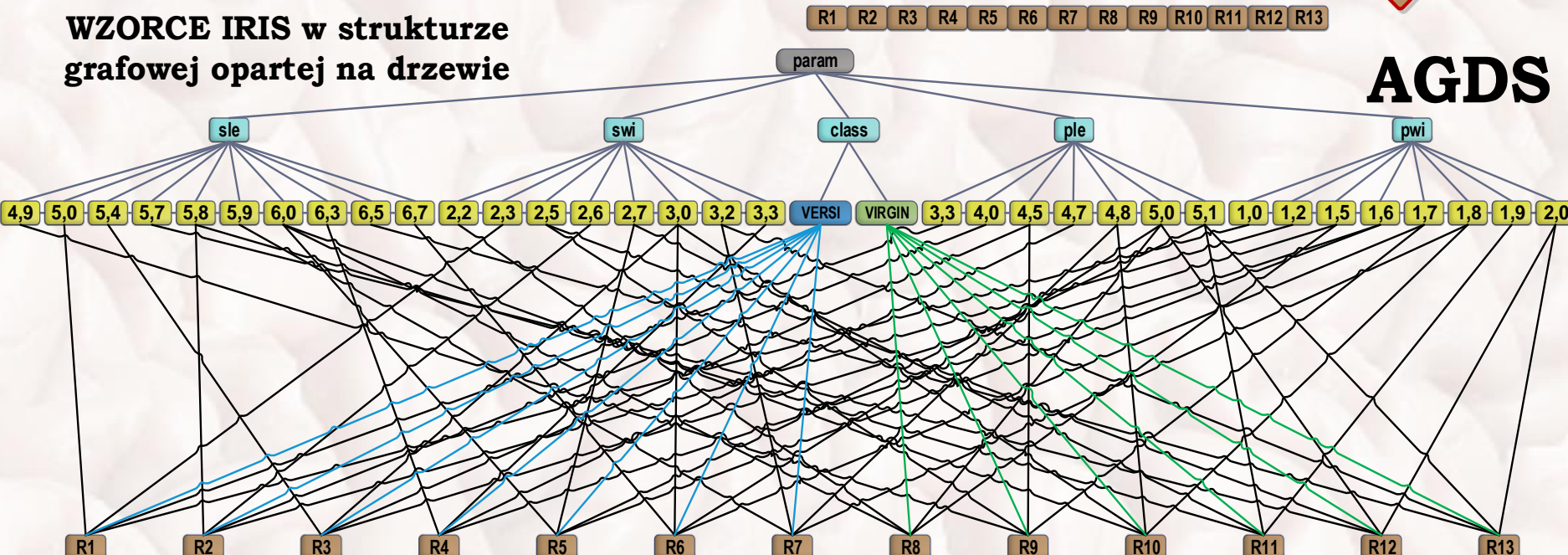
5,0	2,3	3,3	1,0	VERSI
5,8	2,6	4,0	1,2	VERSI
5,4	3,0	4,5	1,5	VERSI
6,3	3,3	4,7	1,6	VERSI
6,0	2,7	5,1	1,6	VERSI
6,7	3,0	5,0	1,7	VERSI
5,9	3,2	4,8	1,8	VERSI
6,0	2,2	5,0	1,5	VIRGIN
4,9	2,5	4,5	1,7	VIRGIN
6,0	3,0	4,8	1,8	VIRGIN
5,8	2,7	5,1	1,9	VIRGIN
5,7	2,5	5,0	2,0	VIRGIN
6,5	3,2	5,1	2,0	VIRGIN



4,9	2,2	3,3	1,0	VERSI
5,0	2,3	4,0	1,2	VIRGIN
5,4	2,5	4,5	1,5	
5,7	2,6	4,7	1,6	
5,8	2,7	4,8	1,7	
5,9	3,0	5,0	1,8	
6,0	3,2	5,1	1,9	
6,3	3,3		2,0	
6,5				
6,7				

WZORCE IRIS w strukturze grafowej opartej na drzewie

AGDS



Dostęp do elementów grafu uzyskuje za pośrednictwem wyróżnionego węzła głównego param, który posiada połączenia z wszystkimi parametrami (atrybutami, cechami), a one z wartościami, a te etykietami wzorców.

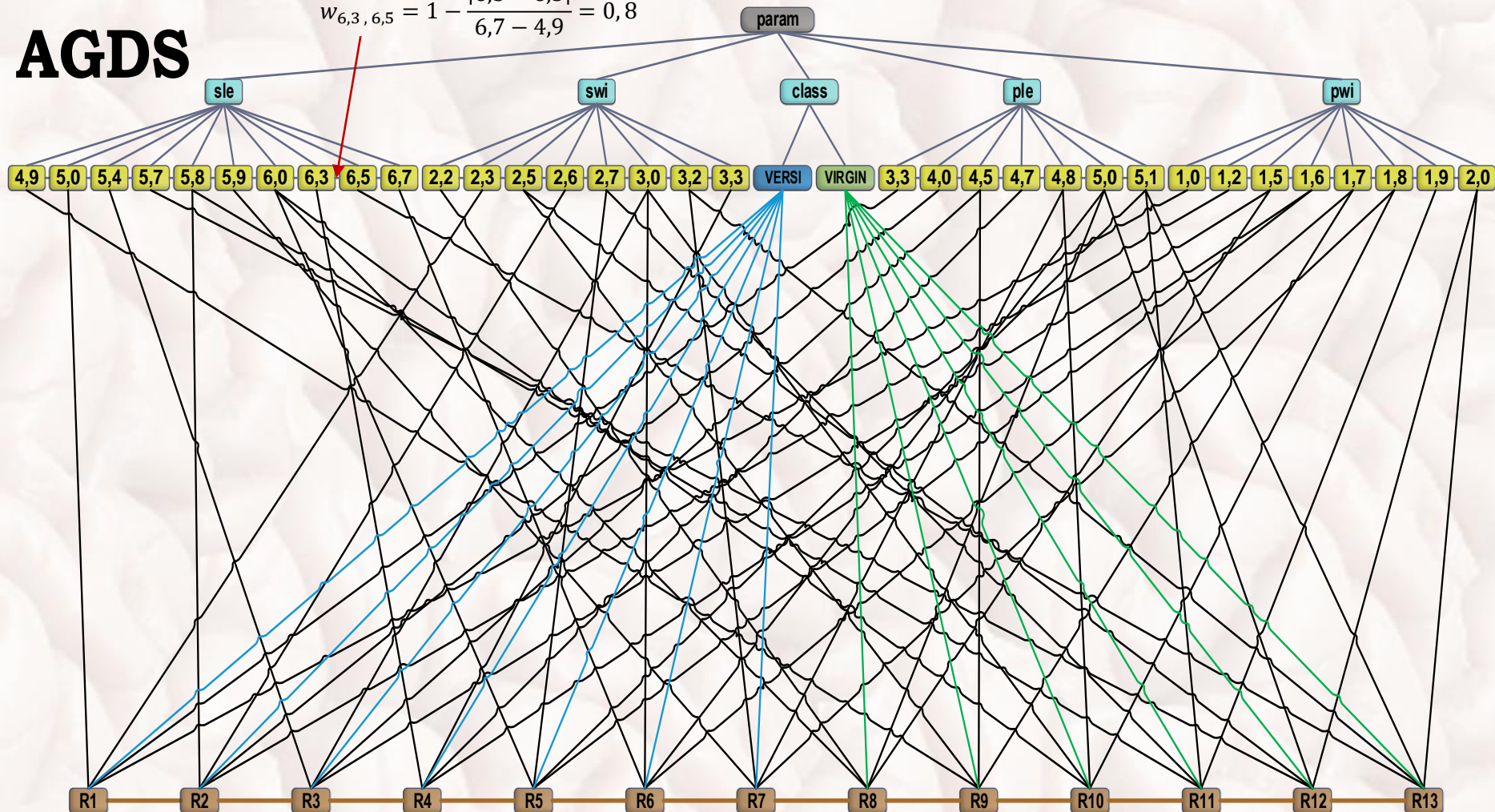


PASYWNA ASOCJACYJNA GRAFOWA STRUKTURA DANYCH



$$w_{6,3,6,5} = 1 - \frac{|6,3 - 6,5|}{6,7 - 4,9} = 0,8$$

AGDS



Struktura grafowa oparta na drzewie pozwala uzyskać bardzo szybki dostęp do dowolnych danych oraz reprezentowanych relacji pomiędzy tymi danymi.

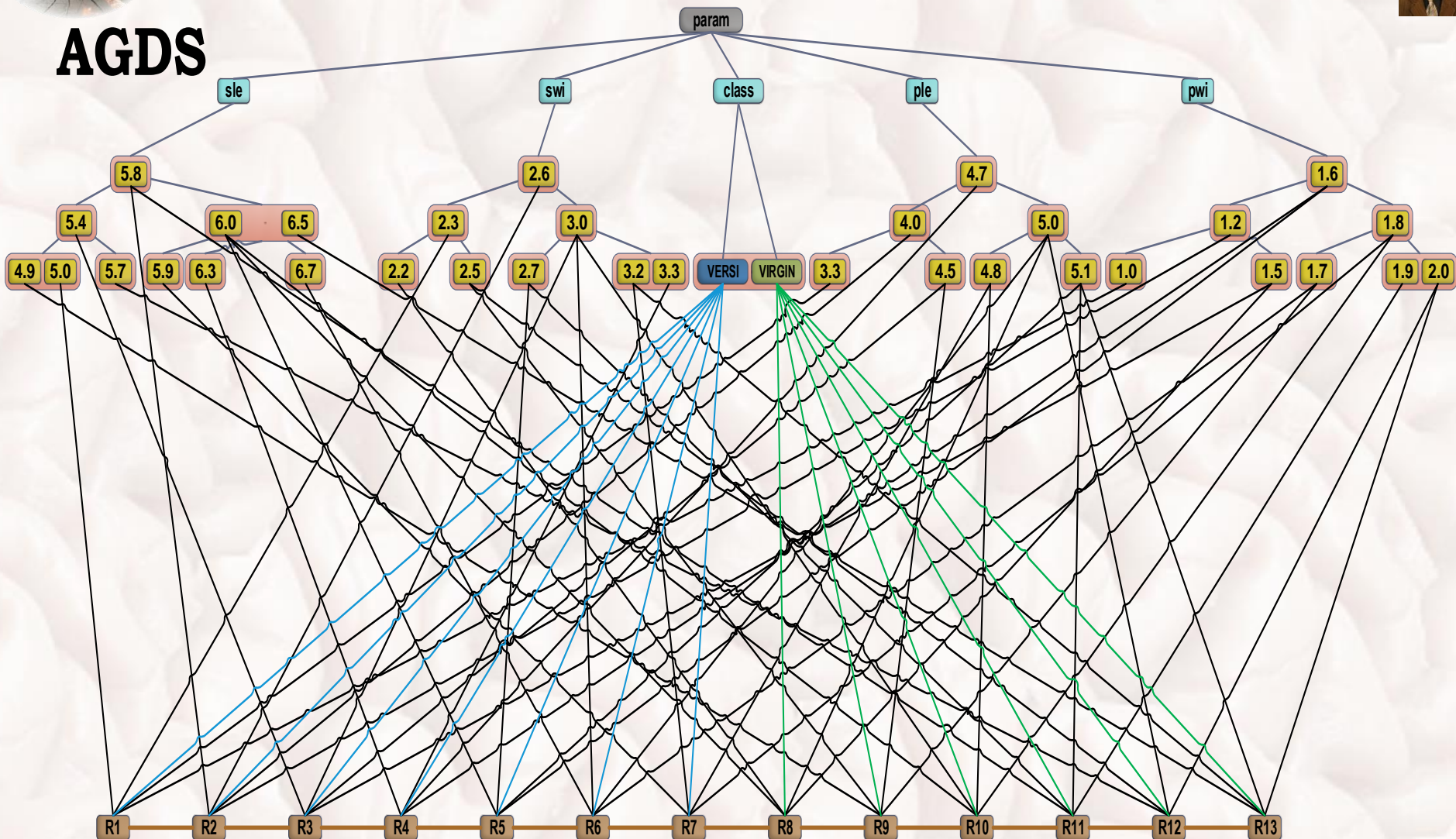
Jeśli kolejność rekordów w tabeli bazodanowej ma znaczenie, dodajemy połączenia pomiędzy etykietami rekordów, celem odwzorowania tej kolejności.



PASYWNA ASOCJACYJNA GRAFOWA STRUKTURA DANYCH



AGDS



W przypadku implementacji sekwencyjnej (nie równoległej) w celu uzyskania efektywnego dostępu do wartości stosujemy **AVB-DRZEWA**, będące B-DRZEWAMI zawierającymi tylko unikalne wartości atrybutu.

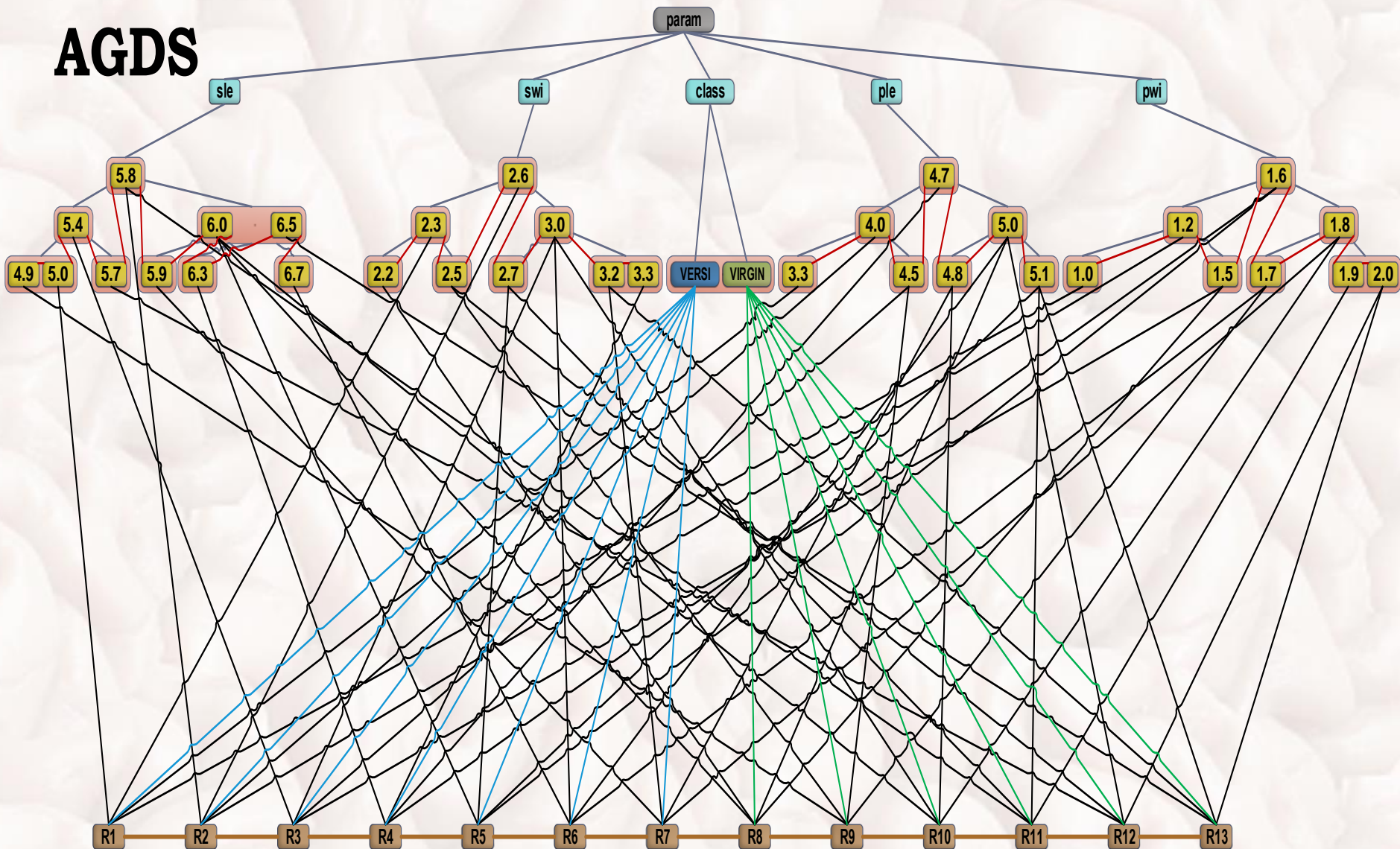
W przypadku wykorzystania AVB-DRZEW nie musimy (ale możemy) stosować bezpośrednie połączenia pomiędzy wartościami sąsiednimi, gdyż możemy szybko do nich dotrzeć przechodząc po krawędziach.



PASYWNA ASOCJACYJNA GRAFOWA STRUKTURA DANYCH



AGDS



AVB+DRZEWA mogą zawierać dodatkowe krawędzie (bordowe) łączące ze sobą sąsiednie (w sensie porządku) wartości poszczególnych atrybutów.



WNISKOWANIE ASOCJACYJNE Z WYKORZYSTANIEM AGDS

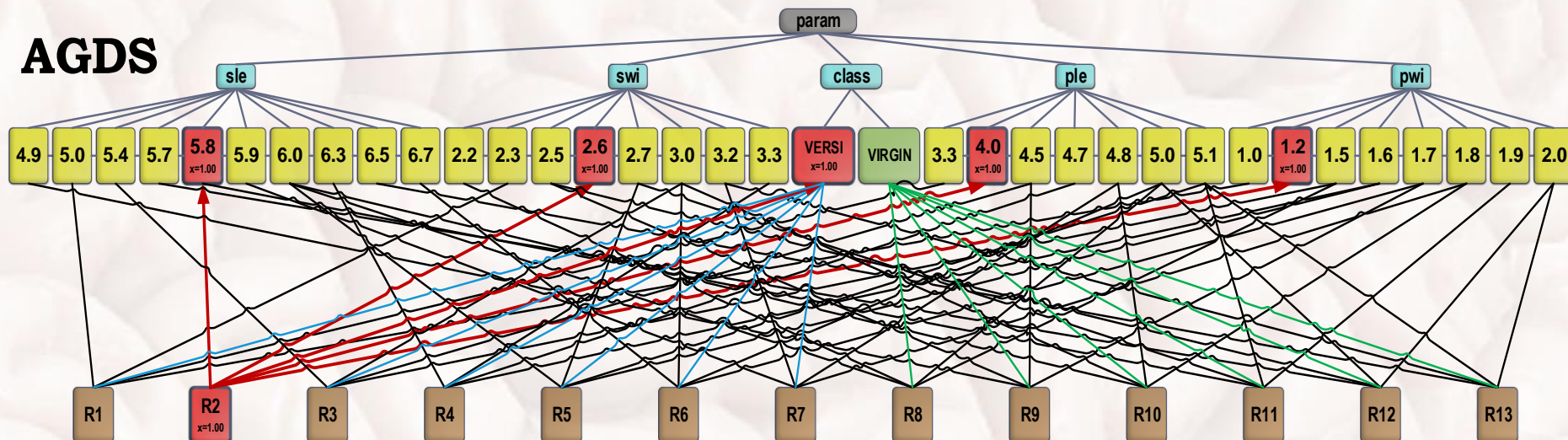


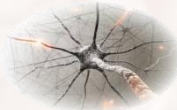
Struktury asocjacyjne możemy teraz wykorzystać do **asocjacyjnego wnioskowania**, które polega na tym, że przechodzimy w odpowiedni sposób po krawędziach grafu wyznaczając wartości dla innych wierzchołków tego grafu i na tej podstawie otrzymujemy informację na temat np. podobieństwa lub obiektów grafu, które spełniają zadane kryteria.

Wykorzystajmy wobec tego nasz graf AGDS utworzony dla 13 Irysów do takiego wnioskowania poszukując obiektów (Irysów) najbardziej podobnych do wskazanego R2. Przechodzimy więc od węzła R2 do wszystkich innych połączonych z nim krawędzią i wyznaczamy wartości dla tych węzłów z wykorzystaniem wag dla poszczególnych połączeń. Najprostszy sposób polega na przemnażaniu wartości przez wartość wagi, aczkolwiek istnieją również inne sposoby. Natomiast jeśli do danego węzła schodzi się wiele krawędzi, wtedy w węźle wyznaczamy sumę ważoną tych wartości:

1. Wychodzimy z węzła R2, który przyjmuje wartość $x=1,0$, gdyż jest w 100% podobny sam do siebie.
2. Wyznaczamy wartości dla połączonych z nim węzłów: 5,8, 2,6, VERSI, 4,0 oraz 1,2 mnożąc wartość w węźle R2 przez wagę połączeń prowadzących do tych węzłów – w tym wypadku wszystkie te wagi równe są jedności, gdyż są to połączenia do wartości definiujących obiekt R2.

AGDS



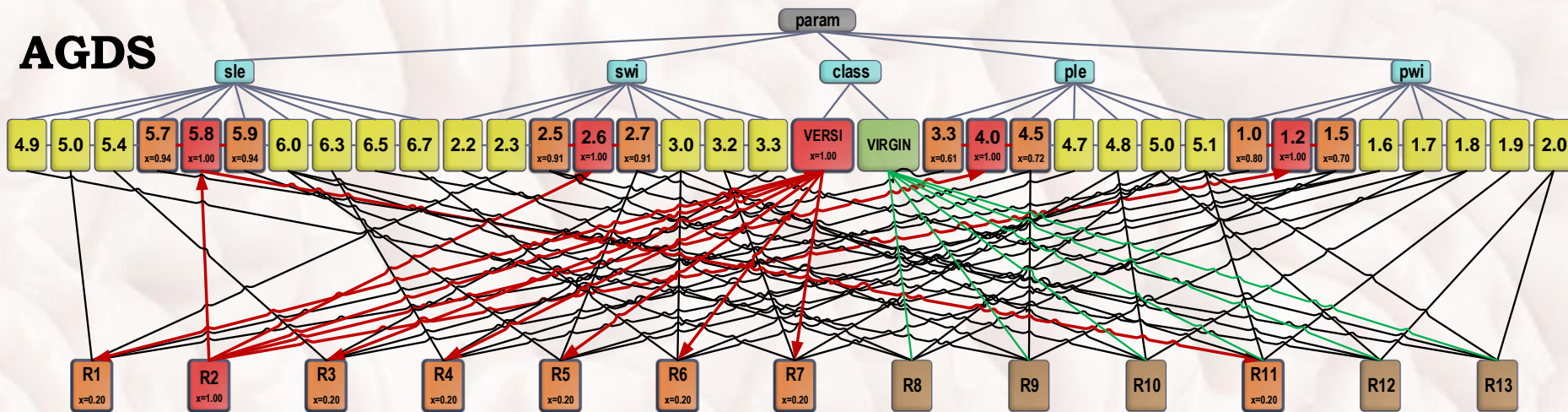


WNISKOWANIE ASOCJACYJNE Z WYKORZYSTANIEM AGDS

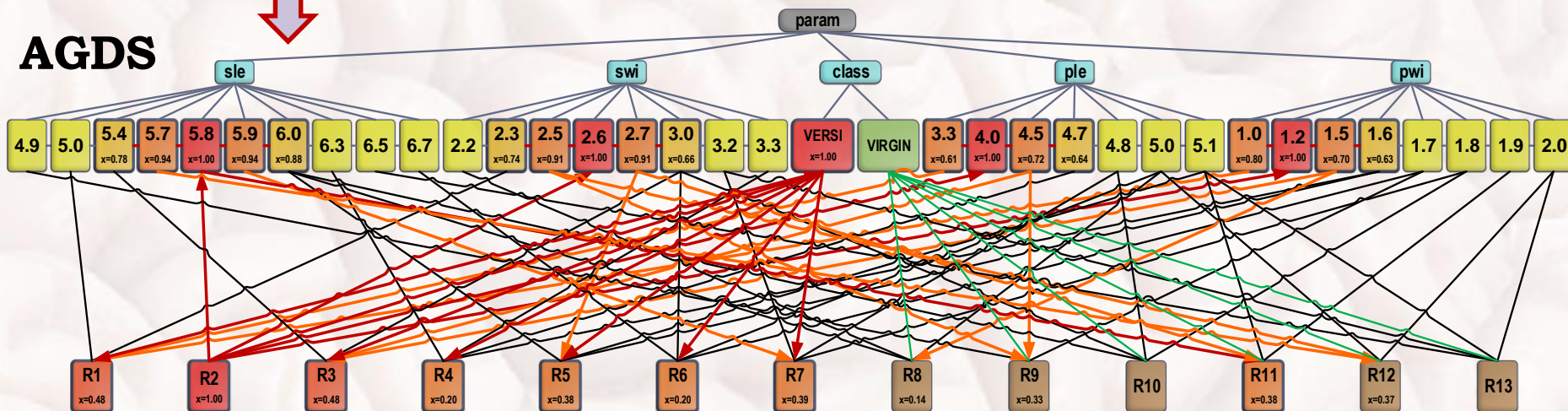


3. W węzłach 5,8, 2,6, VERSI, 4,0 oraz 1,2 otrzymujemy więc wartości równe jedności ($x=1,0$).
4. Wartości w tych węzłach przemnażamy przez wagi połączeń tych węzłów z innymi węzłami (sąsiednimi) i obliczamy wartości x dla nich. Podobnie postępujemy z połączonymi węzłami reprezentującymi obiekty, przy czym dla nich dodatkowo sumujemy wartości ważne przesyłane im przez węzły reprezentujące wartości atrybutów.

AGDS



AGDS



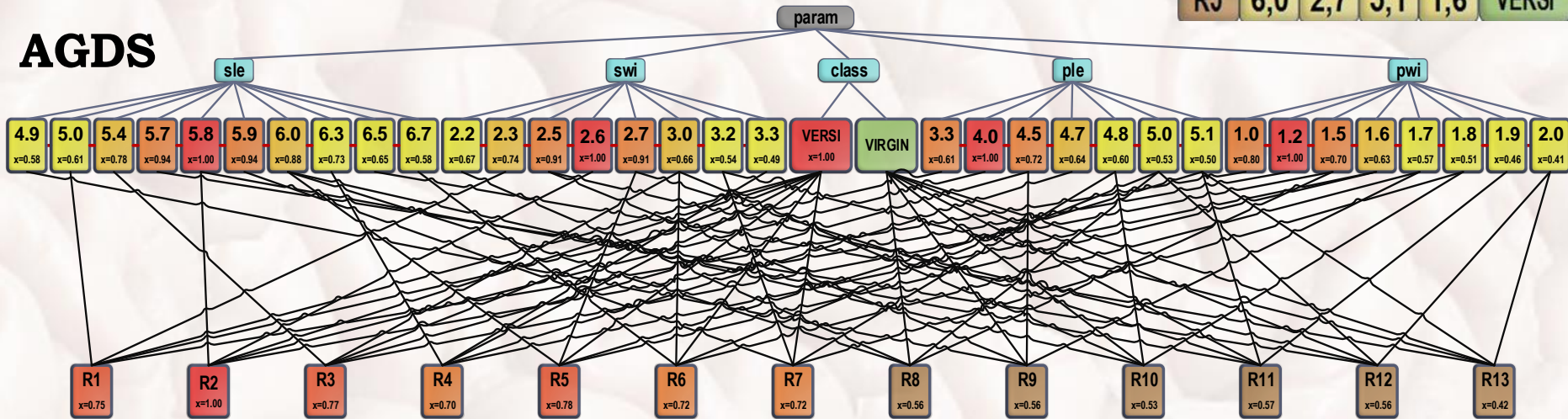
WNISKOWANIE ASOCJACYJNE Z WYKORZYSTANIEM AGDS



5. W końcu, gdy przejdziemy po wszystkich powiązanych (skojarzonych) wartościach atrybutów wyznaczając dla nich miarę podobieństwa (poprzez przemnożenie wartości reprezentowanej przez sąsiada przez wartość łączącej ich wagi) uzyskamy, oraz przemnożymy obliczone wartości dla węzłów wartości atrybutów przez wagi łączące je z węzłami obiektów (tutaj $w = 1/5 = 0,2$), wyznaczamy sumaryczne wartości (sumy ważone) dla węzłów obiektów, które stanowią pewną miarę podobieństwa obiektu R2 do pozostałych obiektów Rx. Z poniższego grafu AGDS wynika, iż najbardziej podobne objekty to: R5 (78%), R3 (77%), R1 (75%), ...

R1	5,0	2,3	3,3	1,0	VERSI
R2	5,8	2,6	4,0	1,2	VERSI
R3	5,4	3,0	4,5	1,5	VERSI
R4	6,3	3,3	4,7	1,6	VERSI
R5	6,0	2,7	5,1	1,6	VERSI

AGDS



Warto również zaznaczyć, iż grafy AGDS nie są strukturami neuronowymi, wobec tego nie musimy wartości węzłów przemnażać przez wagi przechodząc do połączonych węzłów, lecz możemy zastosować również inne sposoby, np. możemy od wartości reprezentowanej przez węzeł odejmować wartość równą $x' = x - (1 - w)$, gdzie x reprezentuje wartość węzła wysyłającego wartość do sąsiada x'. Wtedy uzyskamy inną miarę podobieństwa, a wartości wyznaczone dla węzłów Rx będą się bardziej różnić! Możemy też zastosować wzory na obliczanie wag dla grafów DASNG do wyznaczenia wartości wag pomiędzy węzłami wartości atrybutów i węzłami obiektów: $w = 1 / \text{ilość połączeń wychodzących}$.



TWORZENIE B-DRZEW STOPNIA DRUGIEGO

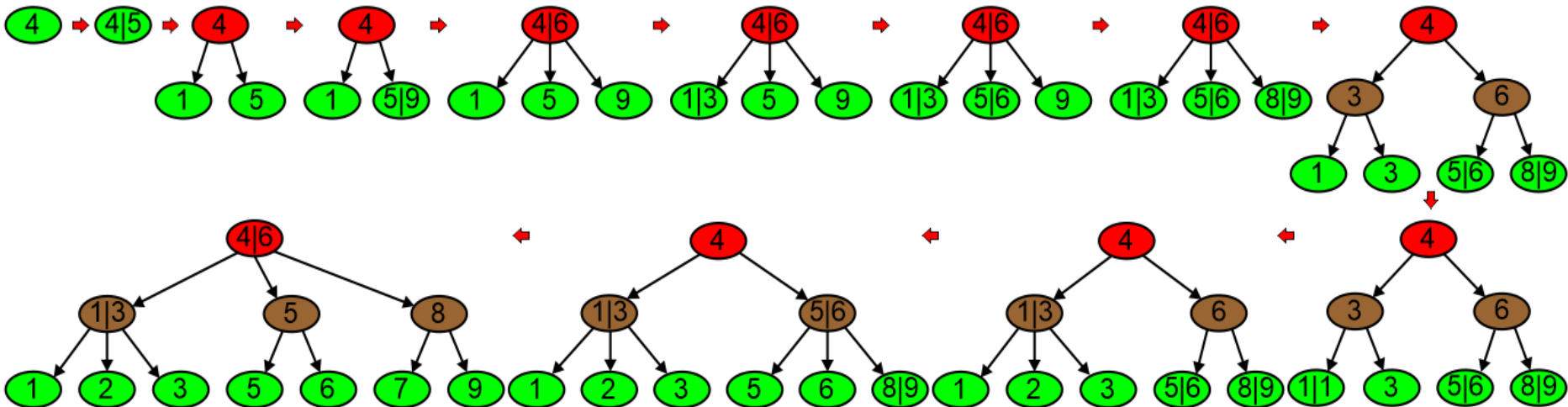
Tworzenie B-drzewa dla ciągu kluczy jest złożonym procesem wymagającym wykonywanie operacji przywracających takie uporządkowanie drzewa (<https://www.cs.usfca.edu/~galles/visualization/BTree.html>):

Dodawanie nowego elementu do B-drzewa składa się z kilku kroków:

1. Idź od korzenia do odpowiedniego liścia w drzewie poruszając się po węzłach następująco:
 - w lewo po gałęziach, jeśli klucz jest mniejszy lub równy od lewej wartości klucza w węźle,
 - w prawo po gałęziach, jeśli klucz jest silnie większy od prawej wartości klucza w węźle,
 - w kierunku środkowej gałęzi, jeśli klucz jest silnie większy od lewej wartości i mniejszy lub równy od prawej wartości klucza.
2. Dodaj element do liścia w sposób uporządkowany, jeśli nie przechowuje jeszcze dwóch wartości.
3. Jeśli już zawiera 2 wartości, podziel go na dwa węzły, a środkową wartość przekaz do rodzica, a jeśli nie istnieje, utwórz go. Rodzic będzie wskazywał te dwa węzły, jeśli nie zawierał dwóch wartości.
4. Jeśli rodzic zawierał dwie wartości, również się dzieli i środkową wartość przekazuje do swojego rodzica, a jeśli takowy nie istnieje, utwórz go. Jeśli istnieje i jest pełny, rekurencyjnie do góry powtarza ten krok.

CONSTRUCTION OF B-TREE FOR THE LIST OF ELEMENTS

4 5 1 9 6 3 6 8 3 1 2 5 7





TWORZENIE AVB-DRZEW WYKORZYSTYWANYCH W AGDS



AVB-drzewa są prostą modyfikacją B-drzew. AVB-drzewa agregują te same wartości poszczególnych atrybutów i reprezentują je w postaci jednego klucza zliczając ilość wystąpień duplikatów, co jest niezbędne do poprawnego usuwania kluczy z AVB-drzewa w przypadku usuwania rekordów zawierających zduplikowane wartości.

Dodanie kolejnego elementu do AVB-drzewa wymaga kilku kroków:

1. Przechodzimy od korzenia drzewa do liścia według następujących reguł:

- Idź w lewo, jeśli dodawany klucz jest mniejszy od lewego klucza rodzica,
- Idź w prawo, jeśli dodawany klucz jest większy od prawego klucza rodzica,
- Idź środkową krawędzią, jeśli dodawany klucz jest większy od lewego i mniejszy od prawego rodzica,
- Zwiększ licznik lewego lub prawego klucza rodzica, jeśli dodawany element jest równy jednemu z nich i zatrzymaj procedurę schodzenia w kierunku liści.

2. Kiedy dojdiesz do liścia i dodawany klucz jest różny od tam przechowywanych, wtedy dodaj nowy klucz w uporządkowany sposób, jeśli w liściu nie ma już dwu kluczy.

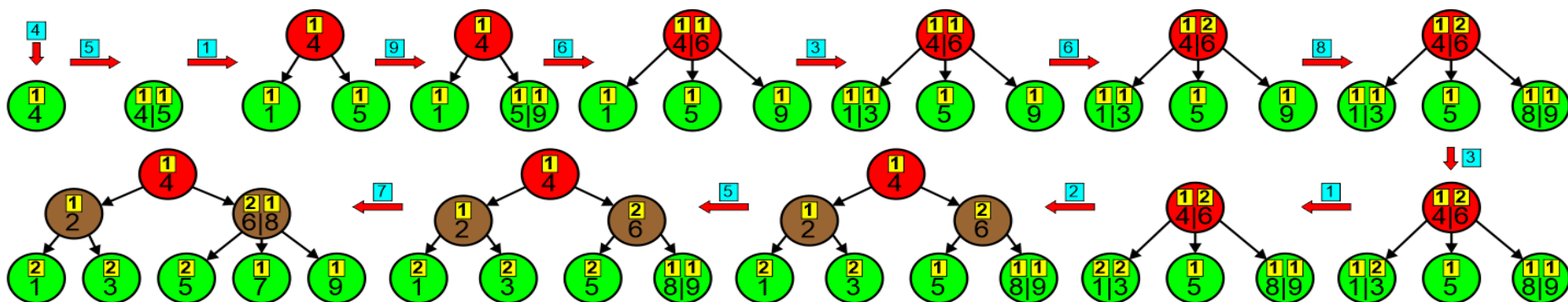
3. Jeśli w liściu (węźle) są już przechowywane dwa klucze, podziel liść (węzeł) na dwa i klucz o najmniejszej wartości będzie reprezentowany przez lewy liść (węzeł), o największej wartości przez prawy liść (węzeł), a wartość środkową przekaz do rodzica, a jeśli nie istnieje, utwórz go i połącz z tymi dwoma liśćmi (węzłami).

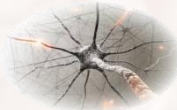
4. Jeżeli rodzic zawiera już dwa klucze, wtedy podziel go tak samo jak liść reprezentując najmniejszą wartość w lewym, a największą w prawym węźle, zaś środkowy przekaz do rodzica, a jeśli nie istnieje, utwórz go itd.

5. Jeżeli liść zawiera klucz o takiej samej wartości, zwiększ jego licznik.

AVB-TREE for the list of elements

4 5 1 9 6 3 6 8 3 1 2 5 7



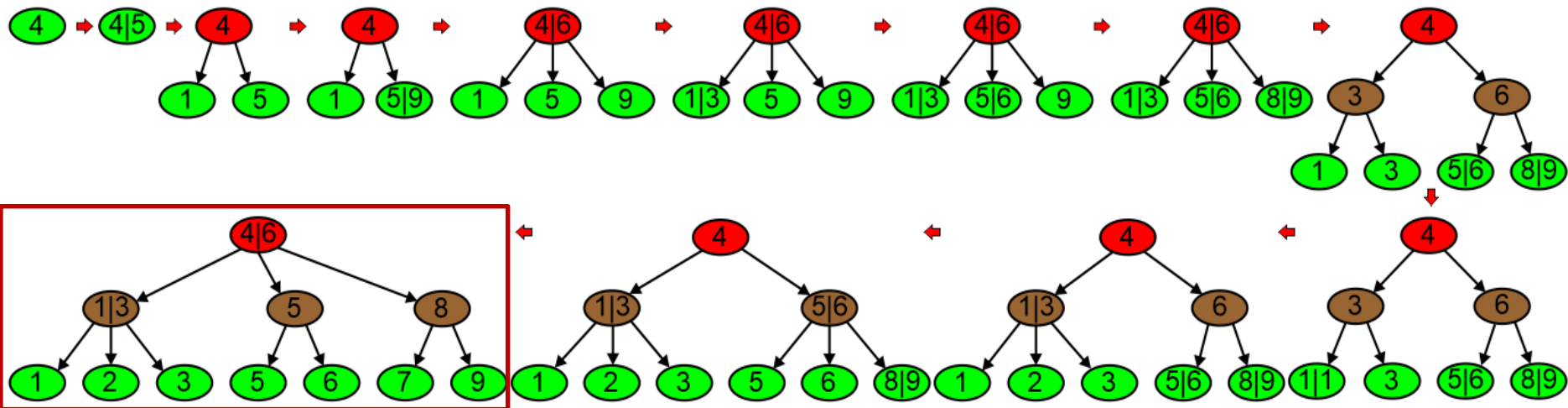


PORÓWNANIE B-DRZEW I AVB-DRZEW



CONSTRUCTION OF B-TREE FOR THE LIST OF ELEMENTS

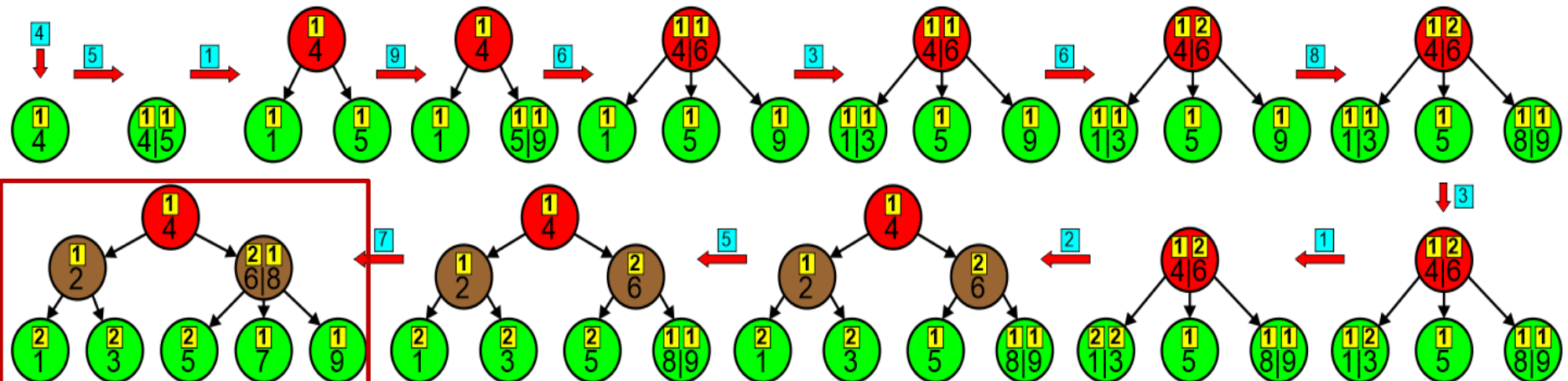
4 5 1 9 6 3 6 8 3 1 2 5 7



AVB-drzewa są mniejsze i oszczędniejsze, więc również szybsze w działaniu!

AVB-TREE for the list of elements

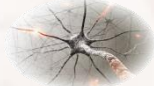
4 5 1 9 6 3 6 8 3 1 2 5 7



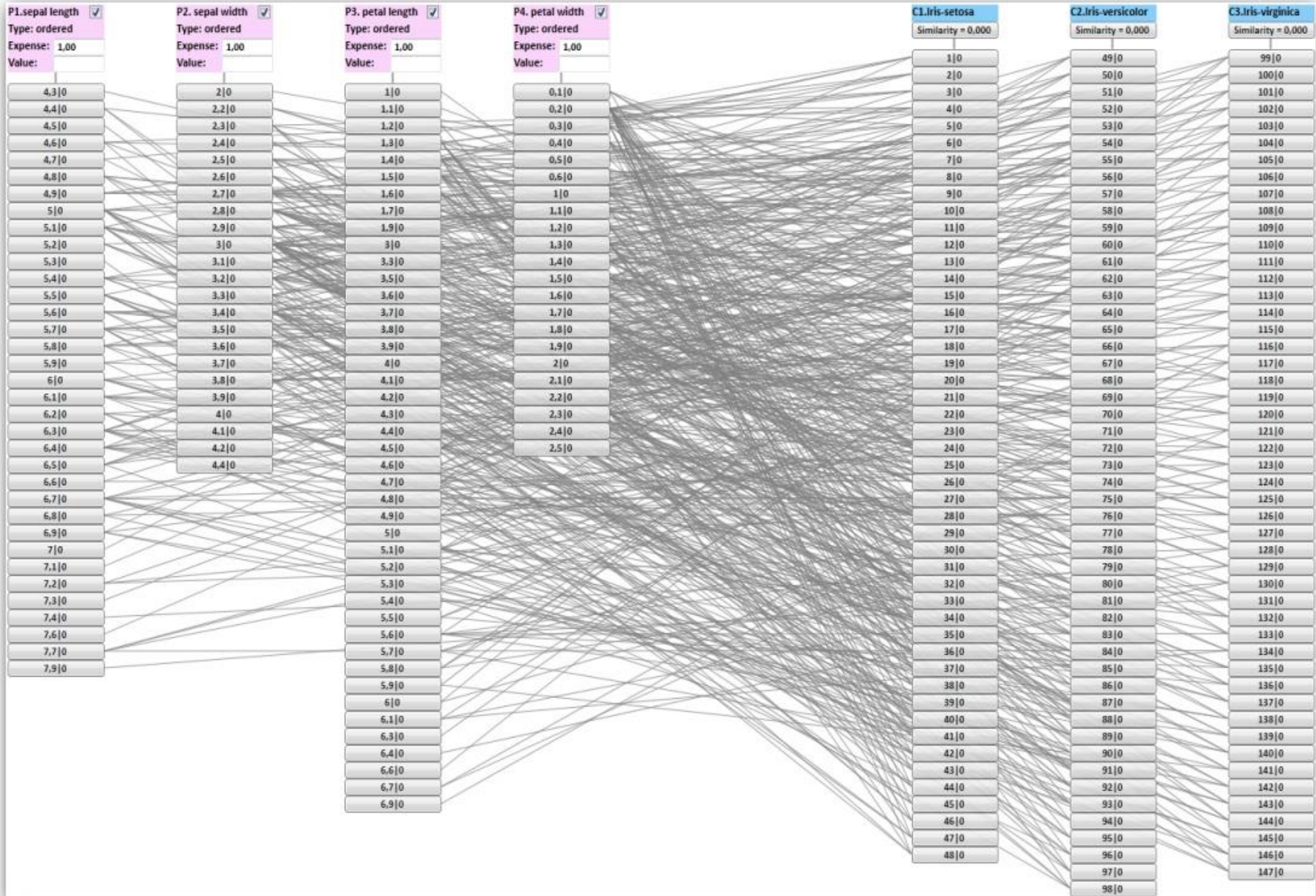
Zbudujmy AGDS dla zbioru IRIS z ML Repository



Lp.	klasa	długość liścia	szerokość liścia	długość płatka	szerokość płatka	Lp.	klasa	długość liścia	szerokość liścia	długość płatka	szerokość płatka	Lp.	klasa	długość liścia	szerokość liścia	długość płatka	szerokość płatka
1	Iris Setosa	5,1	3,5	1,4	0,2	51	Iris Versicolor	7,0	3,2	4,7	1,4	101	Iris Virginica	6,3	3,3	6,0	2,5
2	Iris Setosa	4,9	3,0	1,4	0,2	52	Iris Versicolor	6,4	3,2	4,5	1,5	102	Iris Virginica	5,8	2,7	5,1	1,9
3	Iris Setosa	4,7	3,2	1,3	0,2	53	Iris Versicolor	6,9	3,1	4,9	1,5	103	Iris Virginica	7,1	3,0	5,9	2,1
4	Iris Setosa	4,6	3,1	1,5	0,2	54	Iris Versicolor	5,5	2,3	4,0	1,3	104	Iris Virginica	6,3	2,9	5,6	1,8
5	Iris Setosa	5,0	3,6	1,4	0,2	55	Iris Versicolor	6,5	2,8	4,6	1,5	105	Iris Virginica	6,5	3,0	5,8	2,2
6	Iris Setosa	5,4	3,9	1,7	0,4	56	Iris Versicolor	5,7	2,8	4,5	1,3	106	Iris Virginica	7,6	3,0	6,6	2,1
7	Iris Setosa	4,6	3,4	1,4	0,3	57	Iris Versicolor	6,3	3,3	4,7	1,6	107	Iris Virginica	4,9	2,5	4,5	1,7
8	Iris Setosa	5,0	3,4	1,5	0,2	58	Iris Versicolor	4,9	2,4	3,3	1,0	108	Iris Virginica	7,3	2,9	6,3	1,8
9	Iris Setosa	4,4	2,9	1,4	0,2	59	Iris Versicolor	6,6	2,9	4,6	1,3	109	Iris Virginica	6,7	2,5	5,8	1,8
10	Iris Setosa	4,9	3,1	1,5	0,1	60	Iris Versicolor	5,2	2,7	3,9	1,4	110	Iris Virginica	7,2	3,6	6,1	2,5
11	Iris Setosa	5,4	3,7	1,5	0,2	61	Iris Versicolor	5,0	2,0	3,5	1,0	111	Iris Virginica	6,5	3,2	5,1	2,0
12	Iris Setosa	4,8	3,4	1,6	0,2	62	Iris Versicolor	5,9	3,0	4,2	1,5	112	Iris Virginica	6,4	2,7	5,3	1,9
13	Iris Setosa	4,8	3,0	1,4	0,1	63	Iris Versicolor	6,0	2,2	4,0	1,0	113	Iris Virginica	6,8	3,0	5,5	2,1
14	Iris Setosa	4,3	3,0	1,1	0,1	64	Iris Versicolor	6,1	2,9	4,7	1,4	114	Iris Virginica	5,7	2,5	5,0	2,0
15	Iris Setosa	5,8	4,0	1,2	0,2	65	Iris Versicolor	5,6	2,9	3,6	1,3	115	Iris Virginica	5,8	2,8	5,1	2,4
16	Iris Setosa	5,7	4,4	1,5	0,4	66	Iris Versicolor	6,7	3,1	4,4	1,4	116	Iris Virginica	6,4	3,2	5,3	2,3
17	Iris Setosa	5,4	3,9	1,3	0,4	67	Iris Versicolor	5,6	3,0	4,5	1,5	117	Iris Virginica	6,5	3,0	5,5	1,8
18	Iris Setosa	5,1	3,5	1,4	0,3	68	Iris Versicolor	5,8	2,7	4,1	1,0	118	Iris Virginica	7,7	3,8	6,7	2,2
19	Iris Setosa	5,7	3,8	1,7	0,3	69	Iris Versicolor	6,2	2,2	4,5	1,5	119	Iris Virginica	7,7	2,6	6,9	2,3
20	Iris Setosa	5,1	3,8	1,5	0,3	70	Iris Versicolor	5,6	2,5	3,9	1,1	120	Iris Virginica	6,0	2,2	5,0	1,5
21	Iris Setosa	5,4	3,4	1,7	0,2	71	Iris Versicolor	5,9	3,2	4,8	1,8	121	Iris Virginica	6,9	3,2	5,7	2,3
22	Iris Setosa	5,1	3,7	1,5	0,4	72	Iris Versicolor	6,1	2,8	4,0	1,3	122	Iris Virginica	5,6	2,8	4,9	2,0
23	Iris Setosa	4,6	3,6	1,0	0,2	73	Iris Versicolor	6,3	2,5	4,9	1,5	123	Iris Virginica	7,7	2,8	6,7	2,0
24	Iris Setosa	5,1	3,3	1,7	0,5	74	Iris Versicolor	6,1	2,8	4,7	1,2	124	Iris Virginica	6,3	2,7	4,9	1,8
25	Iris Setosa	4,8	3,4	1,9	0,2	75	Iris Versicolor	6,4	2,9	4,3	1,3	125	Iris Virginica	6,7	3,3	5,7	2,1
26	Iris Setosa	5,0	3,0	1,6	0,2	76	Iris Versicolor	6,6	3,0	4,4	1,4	126	Iris Virginica	7,2	3,2	6,0	1,8
27	Iris Setosa	5,0	3,4	1,6	0,4	77	Iris Versicolor	6,8	2,8	4,8	1,4	127	Iris Virginica	6,2	2,8	4,8	1,8
28	Iris Setosa	5,2	3,5	1,5	0,2	78	Iris Versicolor	6,7	3,0	5,0	1,7	128	Iris Virginica	6,1	3,0	4,9	1,8
29	Iris Setosa	5,2	3,4	1,4	0,2	79	Iris Versicolor	6,0	2,9	4,5	1,5	129	Iris Virginica	6,4	2,8	5,6	2,1
30	Iris Setosa	4,7	3,2	1,6	0,2	80	Iris Versicolor	5,7	2,6	3,5	1,0	130	Iris Virginica	7,2	3,0	5,8	1,6
31	Iris Setosa	4,8	3,1	1,6	0,2	81	Iris Versicolor	5,5	2,4	3,8	1,1	131	Iris Virginica	7,4	2,8	6,1	1,9
32	Iris Setosa	5,4	3,4	1,5	0,4	82	Iris Versicolor	5,5	2,4	3,7	1,0	132	Iris Virginica	7,9	3,8	6,4	2,0
33	Iris Setosa	5,2	4,1	1,5	0,1	83	Iris Versicolor	5,8	2,7	3,9	1,2	133	Iris Virginica	6,4	2,8	5,6	2,2
34	Iris Setosa	5,5	4,2	1,4	0,2	84	Iris Versicolor	6,0	2,7	5,1	1,6	134	Iris Virginica	6,3	2,8	5,1	1,5
35	Iris Setosa	4,9	3,1	1,5	0,1	85	Iris Versicolor	5,4	3,0	4,5	1,5	135	Iris Virginica	6,1	2,6	5,6	1,4
36	Iris Setosa	5,0	3,2	1,2	0,2	86	Iris Versicolor	6,0	3,4	4,5	1,6	136	Iris Virginica	7,7	3,0	6,1	2,3
37	Iris Setosa	5,5	3,5	1,3	0,2	87	Iris Versicolor	6,7	3,1	4,7	1,5	137	Iris Virginica	6,3	3,4	5,6	2,4
38	Iris Setosa	4,9	3,1	1,5	0,1	88	Iris Versicolor	6,3	2,3	4,4	1,3	138	Iris Virginica	6,4	3,1	5,5	1,8
39	Iris Setosa	4,4	3,0	1,3	0,2	89	Iris Versicolor	5,6	3,0	4,1	1,3	139	Iris Virginica	6,0	3,0	4,8	1,8
40	Iris Setosa	5,1	3,4	1,5	0,2	90	Iris Versicolor	5,5	2,5	4,0	1,3	140	Iris Virginica	6,9	3,1	5,4	2,1
41	Iris Setosa	5,0	3,5	1,3	0,3	91	Iris Versicolor	5,5	2,6	4,4	1,2	141	Iris Virginica	6,7	3,1	5,6	2,4
42	Iris Setosa	4,5	2,3	1,3	0,3	92	Iris Versicolor	6,1	3,0	4,6	1,4	142	Iris Virginica	6,9	3,1	5,1	2,3
43	Iris Setosa	4,4	3,2	1,3	0,2	93	Iris Versicolor	5,8	2,6	4,0	1,2	143	Iris Virginica	5,8	2,7	5,1	1,9
44	Iris Setosa	5,0	3,5	1,6	0,6	94	Iris Versicolor	5,0	2,3	3,3	1,0	144	Iris Virginica	6,8	3,2	5,9	2,3
45	Iris Setosa	5,1	3,8	1,9	0,4	95	Iris Versicolor	5,6	2,7	4,2	1,3	145	Iris Virginica	6,7	3,3	5,7	2,5
46	Iris Setosa	4,8	3,0	1,4	0,3	96	Iris Versicolor	5,7	3,0	4,2	1,2	146	Iris Virginica	6,7	3,0	5,2	2,3
47	Iris Setosa	5,1	3,8	1,6	0,2	97	Iris Versicolor	5,7	2,9	4,2	1,3	147	Iris Virginica	6,3	2,5	5,0	1,9
48	Iris Setosa	4,6	3,2	1,4	0,2	98	Iris Versicolor	6,2	2,9	4,3	1,3	148	Iris Virginica	6,5	3,0	5,2	2,0
49	Iris Setosa	5,3	3,7	1,5	0,2	99	Iris Versicolor	5,1	2,5	3,0	1,1	149	Iris Virginica	6,2	3,4	5,4	2,3
50	Iris Setosa	5,0	3,3	1,4	0,2	100	Iris Versicolor	5,7	2,8	4,1	1,3	150	Iris Virginica	5,9	3,0	5,1	1,8



WĘZŁY DANYCH PO LEWEJ, WĘZŁY OBIEKTÓW PO PRAWEJ



USUWANIE NADMIAROWOŚCI (DUPLIKATÓW) W AGDSach



Lp.	klasa	długość liścia	szerokość liścia	długość płatk	szerokość płatk	Lp.	klasa	długość liścia	szerokość liścia	długość płatk	szerokość płatk	Lp.	klasa	długość liścia	szerokość liścia	długość płatk	szerokość płatk
1	Iris Setos	5,1	3,5	1,4	0,2	51	Iris Versicolor	7,0	3,2	4,7	1,4	101	Iris Virginica	6,3	3,3	6,0	2,5
2	Iris Setos	4,9	3,0	1,4	0,2	52	Iris Versicolor	6,4	3,2	4,5	1,5	102	Iris Virginica	5,8	2,7	5,1	1,9
3	Iris Setos	4,7	3,2	1,3	0,2	53	Iris Versicolor	6,9	3,1	4,9	1,5	103	Iris Virginica	7,1	3,0	5,9	2,1
4	Iris Setos	4,6	3,1	1,5	0,2	54	Iris Versicolor	5,5	2,3	4,0	1,3	104	Iris Virginica	6,3	2,9	5,6	1,8
5	Iris Setos	5,0	3,6	1,4	0,2	55	Iris Versicolor	6,5	2,8	4,6	1,5	105	Iris Virginica	6,5	3,0	5,8	2,2
6	Iris Setos	5,4	3,9	1,7	0,4	56	Iris Versicolor	5,7	2,8	4,5	1,3	106	Iris Virginica	7,6	3,0	6,6	2,1
7	Iris Setos	4,6	3,4	1,4	0,3	57	Iris Versicolor	6,3	3,3	4,7	1,6	107	Iris Virginica	4,9	2,5	4,5	1,7
8	Iris Setos	5,0	3,4	1,5	0,2	58	Iris Versicolor	4,9	2,4	3,3	1,0	108	Iris Virginica	7,3	2,9	6,3	1,8
9	Iris Setos	4,4	2,9	1,4	0,2	59	Iris Versicolor	6,6	2,9	4,6	1,3	109	Iris Virginica	6,7	2,5	5,8	1,8
10	Iris Setos	4,9	3,1	1,5	0,1	60	Iris Versicolor	5,2	2,7	3,9	1,4	110	Iris Virginica	7,2	3,6	6,1	2,5
11	Iris Setos	5,4	3,7	1,5	0,2	61	Iris Versicolor	5,0	2,0	3,5	1,0	111	Iris Virginica	6,5	3,2	5,1	2,0
12	Iris Setos	4,8	3,4	1,6	0,2	62	Iris Versicolor	5,9	3,0	4,2	1,5	112	Iris Virginica	6,4	2,7	5,3	1,9
13	Iris Setos	4,8	3,0	1,4	0,1	63	Iris Versicolor	6,0	2,2	4,0	1,0	113	Iris Virginica	6,8	3,0	5,5	2,1
14	Iris Setos	4,3	3,0	1,1	0,1	64	Iris Versicolor	6,1	2,9	4,7	1,4	114	Iris Virginica	5,7	2,5	5,0	2,0
15	Iris Setos	5,8	4,0	1,2	0,2	65	Iris Versicolor	5,6	2,9	3,6	1,3	115	Iris Virginica	5,8	2,8	5,1	2,4
16	Iris Setos	5,7	4,4	1,5	0,4	66	Iris Versicolor	6,7	3,1	4,4	1,4	116	Iris Virginica	6,4	3,2	5,3	2,3
17	Iris Setos	5,4	3,9	1,3	0,4	67	Iris Versicolor	5,6	3,0	4,5	1,5	117	Iris Virginica	6,5	3,0	5,5	1,8
18	Iris Setos	5,1	3,5	1,4	0,3	68	Iris Versicolor	5,8	2,7	4,1	1,0	118	Iris Virginica	7,7	3,8	6,7	2,2
19	Iris Setos	5,7	3,8	1,7	0,3	69	Iris Versicolor	6,2	2,2	4,5	1,5	119	Iris Virginica	7,7	2,6	6,9	2,3
20	Iris Setos	5,1	3,8	1,5	0,3	70	Iris Versicolor	5,6	2,5	3,9	1,1	120	Iris Virginica	6,0	2,2	5,0	1,5
21	Iris Setos	5,4	3,4	1,7	0,2	71	Iris Versicolor	5,9	3,2	4,8	1,8	121	Iris Virginica	6,9	3,2	5,7	2,3
22	Iris Setos	5,1	3,7	1,5	0,4	72	Iris Versicolor	6,1	2,8	4,0	1,3	122	Iris Virginica	5,6	2,8	4,9	2,0
23	Iris Setos	4,6	3,6	1,0	0,2	73	Iris Versicolor	6,3	2,5	4,9	1,5	123	Iris Virginica	7,7	2,8	6,7	2,0
24	Iris Setos	5,1	3,3	1,7	0,5	74	Iris Versicolor	6,1	2,8	4,7	1,2	124	Iris Virginica	6,3	2,7	4,9	1,8
25	Iris Setos	4,9	3,1	1,5	0,2	75	Iris Versicolor	6,4	3,0	4,8	1,3	125	Iris Virginica	6,7	3,3	5,7	2,1
26	Iris Setos	5,0	3,0	1,6	0,2	76	Iris Versicolor	6,6	3,0	4,4	1,4	126	Iris Virginica	7,2	3,2	6,0	1,8
27	Iris Setos	5,0	3,4	1,6	0,4	77	Iris Versicolor	6,8	2,8	4,8	1,4	127	Iris Virginica	6,2	2,8	4,8	1,8
28	Iris Setos	5,2	3,5	1,5	0,2	78	Iris Versicolor	6,7	3,0	5,0	1,7	128	Iris Virginica	6,1	3,0	4,9	1,8
29	Iris Setos	5,2	3,4	1,4	0,2	79	Iris Versicolor	6,0	2,9	4,5	1,5	129	Iris Virginica	6,4	2,8	5,6	2,1
30	Iris Setos	4,7	3,2	1,6	0,2	80	Iris Versicolor	5,7	2,6	3,5	1,0	130	Iris Virginica	7,2	3,0	5,8	1,6
31	Iris Setos	4,8	3,1	1,6	0,2	81	Iris Versicolor	5,5	2,4	3,8	1,1	131	Iris Virginica	7,4	2,8	6,1	1,9
32	Iris Setos	5,4	3,4	1,5	0,4	82	Iris Versicolor	5,5	2,4	3,7	1,0	132	Iris Virginica	7,9	3,8	6,4	2,0
33	Iris Setos	5,2	4,1	1,5	0,1	83	Iris Versicolor	5,8	2,7	3,9	1,2	133	Iris Virginica	6,4	2,8	5,6	2,2
34	Iris Setos	5,5	4,2	1,4	0,2	84	Iris Versicolor	6,0	2,7	5,1	1,6	134	Iris Virginica	6,3	2,8	5,1	1,5
35	Iris Setos	4,9	3,1	1,5	0,1	85	Iris Versicolor	5,4	3,0	4,5	1,5	135	Iris Virginica	6,1	2,6	5,6	1,4
36	Iris Setos	5,0	3,2	1,2	0,2	86	Iris Versicolor	6,0	3,4	4,5	1,6	136	Iris Virginica	7,7	3,0	6,1	2,3
37	Iris Setos	5,5	3,5	1,3	0,2	87	Iris Versicolor	6,7	3,1	4,7	1,5	137	Iris Virginica	6,3	3,4	5,6	2,4
38	Iris Setos	4,9	3,1	1,5	0,1	88	Iris Versicolor	6,3	2,3	4,4	1,3	138	Iris Virginica	6,4	3,1	5,5	1,8
39	Iris Setos	4,4	3,0	1,3	0,2	89	Iris Versicolor	5,6	3,0	4,1	1,3	139	Iris Virginica	6,0	3,0	4,8	1,8
40	Iris Setos	5,1	3,4	1,5	0,2	90	Iris Versicolor	5,5	2,5	4,0	1,3	140	Iris Virginica	6,9	3,1	5,4	2,1
41	Iris Setos	5,0	3,5	1,3	0,3	91	Iris Versicolor	5,5	2,6	4,4	1,2	141	Iris Virginica	6,7	3,1	5,6	2,4
42	Iris Setos	4,5	2,3	1,3	0,3	92	Iris Versicolor	6,1	3,0	4,6	1,4	142	Iris Virginica	6,9	3,1	5,1	2,3
43	Iris Setos	4,4	3,2	1,3	0,2	93	Iris Versicolor	5,8	2,6	4,0	1,2	143	Iris Virginica	5,8	2,7	5,1	1,9
44	Iris Setos	5,0	3,5	1,6	0,6	94	Iris Versicolor	5,0	2,3	3,3	1,0	144	Iris Virginica	6,8	3,2	5,9	2,3
45	Iris Setos	5,1	3,8	1,9	0,4	95	Iris Versicolor	5,6	2,7	4,2	1,3	145	Iris Virginica	6,7	3,3	5,7	2,5
46	Iris Setos	4,8	3,0	1,4	0,3	96	Iris Versicolor	5,7	3,0	4,2	1,2	146	Iris Virginica	6,7	3,0	5,2	2,3
47	Iris Setos	5,1	3,8	1,6	0,2	97	Iris Versicolor	5,7	2,9	4,2	1,3	147	Iris Virginica	6,3	2,5	5,0	1,9
48	Iris Setos	4,6	3,2	1,4	0,2	98	Iris Versicolor	6,2	2,9	4,3	1,3	148	Iris Virginica	6,5	3,0	5,2	2,0
49	Iris Setos	5,3	3,7	1,5	0,2	99	Iris Versicolor	5,1	2,5	3,0	1,1	149	Iris Virginica	6,2	3,4	5,4	2,3
50	Iris Setos	5,0	3,3	1,4	0,2	100	Iris Versicolor	5,7	2,8	4,1	1,3	150	Iris Virginica	5,9	3,0	5,1	1,8

**USUNIĘCIE
NADMIAROWOŚCI**

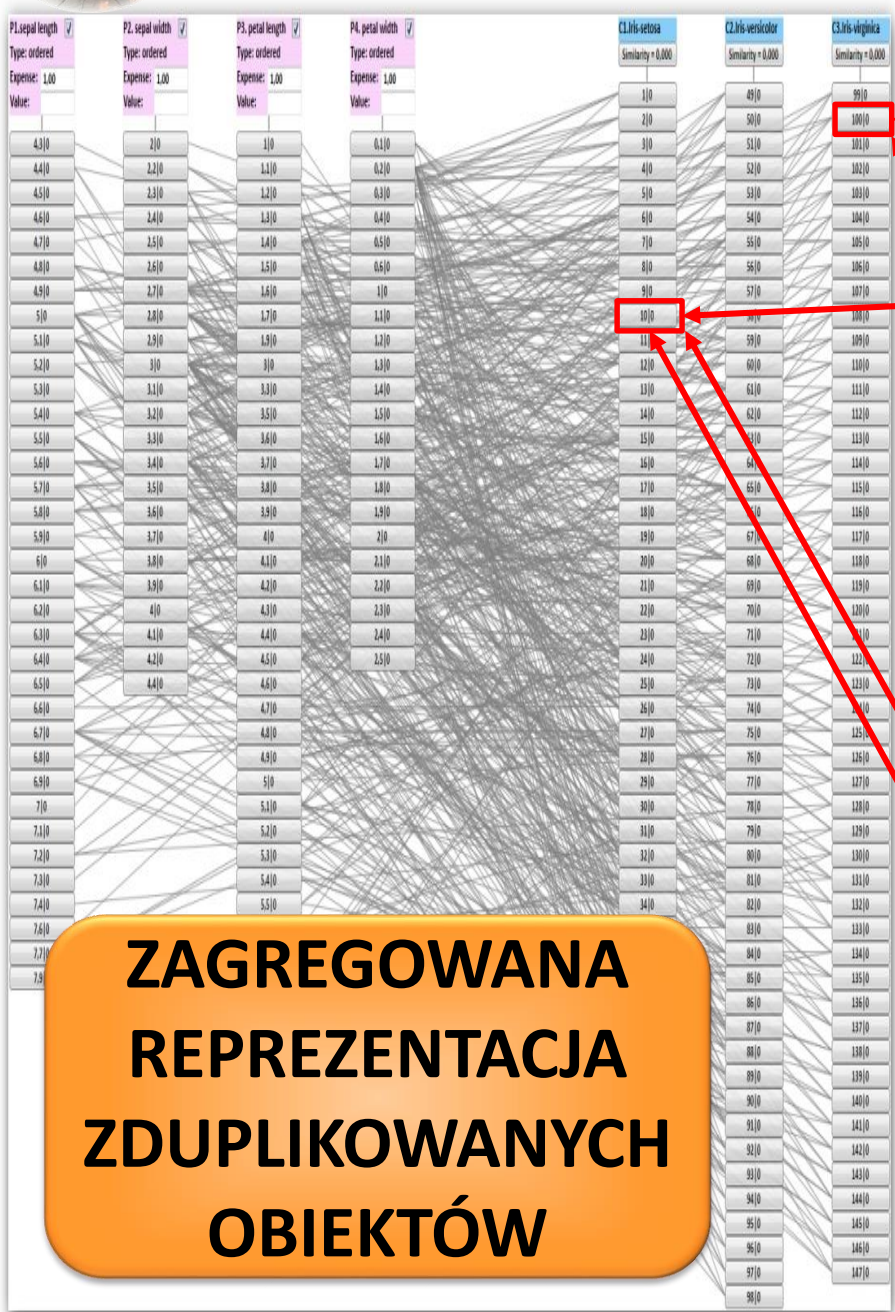
AGREGACJA I ELIMINACJA NADMIAROWOŚCI W AGDSach



Lp.	klasa	długość liścia	szerokość liścia	długość płatk	szerokość płatk	Lp.	klasa	długość liścia	szerokość liścia	długość płatk	szerokość płatk	Lp.	klasa	długość liścia	szerokość liścia	długość płatk	szerokość płatk
1	Iris Setosa	5,1	3,5	1,4	0,2	51	Iris Versicolor	7,0	3,2	4,7	1,4	101	Iris Virginica	6,3	3,3	6,0	1,5
2	Iris Setosa	4,9	3,0	1,4	0,2	52	Iris Versicolor	6,4	3,2	4,5	1,5	102	Iris Virginica	5,8	2,7	5,1	1,9
3	Iris Setosa	4,7	3,2	1,3	0,2	53	Iris Versicolor	6,9	3,1	4,9	1,5	103	Iris Virginica	7,1	3,0	5,9	2,1
4	Iris Setosa	4,6	3,1	1,5	0,2	54	Iris Versicolor	5,5	2,3	4,0	1,3	104	Iris Virginica	6,3	2,9	5,6	1,8
5	Iris Setosa	5,0	3,6	1,4	0,2	55	Iris Versicolor	6,5	2,8	4,6	1,5	105	Iris Virginica	6,5	3,0	5,8	2,2
6	Iris Setosa	5,4	3,9	1,7	0,4	56	Iris Versicolor	5,7	2,8	4,5	1,3	106	Iris Virginica	7,6	3,0	6,6	2,1
7	Iris Setosa	4,6	3,4	1,4	0,3	57	Iris Versicolor	6,3	3,3	4,7	1,6	107	Iris Virginica	4,9	2,5	4,5	1,7
8	Iris Setosa	5,0	3,4	1,5	0,2	58	Iris Versicolor	4,9	2,4	3,3	1,0	108	Iris Virginica	7,3	2,9	6,3	1,8
9	Iris Setosa	4,4	2,9	1,4	0,2	59	Iris Versicolor	6,6	2,9	4,6	1,3	109	Iris Virginica	6,7	2,5	5,8	1,8
10	Iris Setosa	4,9	3,1	1,5	0,1	60	Iris Versicolor	5,2	2,7	3,9	1,4	110	Iris Virginica	7,2	3,6	6,1	2,5
11	Iris Setosa	5,4	3,7	1,5	0,2	61	Iris Versicolor	5,0	2,0	3,5	1,0	111	Iris Virginica	6,5	3,2	5,1	2,0
12	Iris Setosa	4,8	3,4	1,6	0,2	62	Iris Versicolor	5,9	3,0	4,2	1,5	112	Iris Virginica	6,4	2,7	5,3	1,9
13	Iris Setosa	4,8	3,0	1,4	0,1	63	Iris Versicolor	6,0	2,2	4,0	1,0	113	Iris Virginica	6,8	3,0	5,5	2,1
14	Iris Setosa	4,7	3,0	1,1	0,1	64	Iris Versicolor	6,1	2,9	4,7	1,4	114	Iris Virginica	5,7	2,5	5,0	2,0
15	Iris Setosa	5,8	4,0	1,2	0,2	65	Iris Versicolor	5,6	2,9	3,6	1,3	115	Iris Virginica	5,8	2,8	5,1	2,4
16	Iris Setosa	5,7	4,4	1,5	0,4	66	Iris Versicolor	6,7	3,1	4,4	1,4	116	Iris Virginica	6,4	3,2	5,3	2,3
17	Iris Setosa	5,4	3,9	1,3	0,4	67	Iris Versicolor	5,6	3,0	4,5	1,5	117	Iris Virginica	6,5	3,0	5,5	1,8
18	Iris Setosa	5,1	3,5	1,4	0,3	68	Iris Versicolor	5,8	2,7	4,1	1,0	118	Iris Virginica	7,7	3,8	6,7	2,2
19	Iris Setosa	5,7	3,8	1,7	0,3	69	Iris Versicolor	6,2	2,2	4,5	1,5	119	Iris Virginica	7,7	2,6	6,9	2,3
20	Iris Setosa	5,1	3,8	1,5	0,3	70	Iris Versicolor	5,6	2,5	3,9	1,1	120	Iris Virginica	6,0	2,2	5,0	1,5
21	Iris Setosa	5,4	3,4	1,7	0,2	71	Iris Versicolor	5,9	3,2	4,8	1,8	121	Iris Virginica	6,9	3,2	5,7	2,3
22	Iris Setosa	5,1	3,7	1,5	0,4	72	Iris Versicolor	6,1	2,8	4,0	1,3	122	Iris Virginica	5,6	2,8	4,9	2,0
23	Iris Setosa	4,6	3,6	1,0	0,2	73	Iris Versicolor	6,3	2,5	4,9	1,5	123	Iris Virginica	7,7	2,8	6,7	2,0
24	Iris Setosa	5,1	3,3	1,7	0,5	74	Iris Versicolor	6,1	2,8	4,7	1,2	124	Iris Virginica	6,3	2,7	4,9	1,8
25	Iris Setosa	4,8	3,4	1,9	0,2	75	Iris Versicolor	6,4	2,9	4,3	1,3	125	Iris Virginica	6,7	3,3	5,7	2,1
26	Iris Setosa	5,0	3,0	1,6	0,2	76	Iris Versicolor	6,6	3,0	4,4	1,4	126	Iris Virginica	7,2	3,2	6,0	1,8
27	Iris Setosa	5,0	3,4	1,6	0,4	77	Iris Versicolor	6,8	2,8	4,8	1,4	127	Iris Virginica	6,2	2,8	4,8	1,8
28	Iris Setosa	5,2	3,5	1,5	0,2	78	Iris Versicolor	6,7	3,0	5,0	1,7	128	Iris Virginica	6,1	3,0	4,9	1,8
29	Iris Setosa	5,2	3,4	1,4	0,2	79	Iris Versicolor	6,0	2,9	4,5	1,5	129	Iris Virginica	6,4	2,8	5,6	2,1
30	Iris Setosa	4,7	3,2	1,6	0,2	80	Iris Versicolor	5,7	2,6	3,5	1,0	130	Iris Virginica	7,2	3,0	5,8	1,6
31	Iris Setosa	4,8	3,1	1,6	0,2	81	Iris Versicolor	5,5	2,4	3,8	1,1	131	Iris Virginica	7,4	2,8	6,1	1,9
32	Iris Setosa	5,4	3,4	1,5	0,4	82	Iris Versicolor	5,5	2,4	3,7	1,0	132	Iris Virginica	7,9	3,8	6,4	2,0
33	Iris Setosa	5,2	4,1	1,5	0,1	83	Iris Versicolor	5,8	2,7	3,9	1,2	133	Iris Virginica	6,4	2,8	5,6	2,2
34	Iris Setosa	5,5	4,2	1,4	0,2	84	Iris Versicolor	6,0	2,7	5,1	1,6	134	Iris Virginica	6,3	2,8	5,1	1,5
35	Iris Setosa	4,9	3,1	1,5	0,1	85	Iris Versicolor	5,4	3,0	4,5	1,5	135	Iris Virginica	6,1	2,6	5,6	1,4
36	Iris Setosa	5,0	3,2	1,2	0,2	86	Iris Versicolor	6,0	3,4	4,5	1,6	136	Iris Virginica	7,7	3,0	6,1	2,3
37	Iris Setosa	5,5	3,5	1,3	0,2	87	Iris Versicolor	6,7	3,1	4,7	1,5	137	Iris Virginica	6,3	3,4	5,6	2,4
38	Iris Setosa	4,9	3,1	1,5	0,1	88	Iris Versicolor	6,3	2,3	4,4	1,3	138	Iris Virginica	6,4	3,1	5,5	1,8
39	Iris Setosa	4,4	3,0	1,3	0,2	89	Iris Versicolor	5,6	3,0	4,1	1,3	139	Iris Virginica	6,0	3,0	4,8	1,8
40	Iris Setosa	5,1	3,4	1,5	0,2	90	Iris Versicolor	5,5	2,5	4,0	1,3	140	Iris Virginica	6,9	3,1	5,4	2,1
41	Iris Setosa	5,0	3,5	1,3	0,3	91	Iris Versicolor	5,5	2,6	4,4	1,2	141	Iris Virginica	6,7	3,1	5,6	2,4
42	Iris Setosa	4,5	2,3	1,3	0,3	92	Iris Versicolor	6,1	3,0	4,6	1,4	142	Iris Virginica	6,9	3,1	5,1	2,3
43	Iris Setosa	4,4	3,2	1,3	0,2	93	Iris Versicolor	5,8	2,6	4,0	1,2	143	Iris Virginica	5,8	2,7	5,1	1,9
44	Iris Setosa	5,0	3,5	1,6	0,6	94	Iris Versicolor	5,0	2,3	3,3	1,0	144	Iris Virginica	6,8	3,2	5,9	2,3
45	Iris Setosa	5,1	3,8	1,9	0,4	95	Iris Versicolor	5,6	2,7	4,2	1,3	145	Iris Virginica	6,7	3,3	5,7	2,5
46	Iris Setosa	4,8	3,0	1,4	0,3	96	Iris Versicolor	5,7	3,0	4,2	1,2	146	Iris Virginica	6,7	3,0	5,2	2,3
47	Iris Setosa	5,1	3,8	1,6	0,2	97	Iris Versicolor	5,7	2,9	4,2	1,3	147	Iris Virginica	6,3	2,5	5,0	1,9
48	Iris Setosa	4,6	3,2	1,4	0,2	98	Iris Versicolor	6,2	2,9	4,3	1,3	148	Iris Virginica	6,5	3,0	5,2	2,0
49	Iris Setosa	5,3	3,7	1,5	0,2	99	Iris Versicolor	5,1	2,5	3,0	1,1	149	Iris Virginica	6,2	3,4	5,4	2,3
50	Iris Setosa	5,0	3,3	1,4	0,2	100	Iris Versicolor	5,7	2,8	4,1	1,3	150	Iris Virginica	5,9	3,0	5,1	1,8

**AGREGACJA
I ELIMINACJA
DUPLIKATÓW**

AGREGACJA DUPLIKATÓW OBIEKTÓW W AGDSach



Lp.	klasa	długość liścia	szerokość liścia	długość płatk	szerokość płatk	Lp.	klasa	długość liścia	szerokość liścia	długość płatk	szerokość płatk	Lp.	klasa	długość liścia	szerokość liścia	długość płatk	szerokość płatk
1	Iris Setosa	5,1	3,5	1,4	0,2	51	Iris Versicolor	7,0	3,2	4,7	1,4	101	Iris Virginica	6,3	3,3	6,0	2,5
2	Iris Setosa	4,9	3,0	1,4	0,2	52	Iris Versicolor	6,4	3,2	4,5	1,5	102	Iris Virginica	5,8	2,7	5,1	1,9
3	Iris Setosa	4,7	3,2	1,3	0,2	53	Iris Versicolor	6,9	3,1	4,9	1,5	103	Iris Virginica	7,1	3,0	5,9	2,1
4	Iris Setosa	4,6	3,1	1,5	0,2	54	Iris Versicolor	5,5	2,3	4,0	1,3	104	Iris Virginica	6,3	2,9	5,6	1,8
5	Iris Setosa	5,0	3,6	1,4	0,2	55	Iris Versicolor	6,5	2,8	4,6	1,5	105	Iris Virginica	6,5	3,0	5,8	2,2
6	Iris Setosa	5,4	3,9	1,7	0,4	56	Iris Versicolor	5,7	2,8	4,5	1,3	106	Iris Virginica	7,6	3,0	6,6	2,1
7	Iris Setosa	4,6	3,4	1,4	0,2	57	Iris Versicolor	6,3	3,3	4,7	1,6	107	Iris Virginica	4,9	2,5	4,5	1,7
8	Iris Setosa	5,0	3,4	1,5	0,2	58	Iris Versicolor	4,9	2,4	3,3	1,0	108	Iris Virginica	7,3	2,9	6,3	1,8
9	Iris Setosa	4,4	2,9	1,4	0,2	59	Iris Versicolor	6,6	2,9	4,6	1,3	109	Iris Virginica	6,7	2,5	5,8	1,8
10	Iris Setosa	4,9	3,1	1,5	0,1	60	Iris Versicolor	5,2	2,7	3,9	1,4	110	Iris Virginica	7,2	3,6	6,1	2,5
11	Iris Setosa	5,4	3,7	1,5	0,2	61	Iris Versicolor	5,0	2,0	3,5	1,0	111	Iris Virginica	6,5	3,2	5,1	2,0
12	Iris Setosa	4,8	3,4	1,6	0,2	62	Iris Versicolor	5,9	3,0	4,2	1,2	112	Iris Virginica	6,4	2,7	5,3	1,9
13	Iris Setosa	4,8	3,0	1,4	0,1	63	Iris Versicolor	6,0	2,2	4,0	1,0	113	Iris Virginica	6,8	3,0	5,5	2,1
14	Iris Setosa	4,3	3,0	1,1	0,1	64	Iris Versicolor	6,1	2,9	4,7	1,4	114	Iris Virginica	5,7	2,5	5,0	2,0
15	Iris Setosa	5,8	4,0	1,2	0,2	65	Iris Versicolor	5,6	2,9	3,6	1,3	115	Iris Virginica	5,8	2,8	5,1	2,4
16	Iris Setosa	5,7	4,4	1,5	0,4	66	Iris Versicolor	6,7	3,1	4,4	1,4	116	Iris Virginica	6,4	3,2	5,3	2,3
17	Iris Setosa	5,4	3,9	1,3	0,4	67	Iris Versicolor	5,6	3,0	4,5	1,5	117	Iris Virginica	6,5	3,0	5,5	1,8
18	Iris Setosa	5,1	3,5	1,4	0,3	68	Iris Versicolor	5,8	2,7	4,1	1,0	118	Iris Virginica	7,7	3,8	6,7	2,2
19	Iris Setosa	5,7	3,8	1,7	0,3	69	Iris Versicolor	6,2	2,2	4,5	1,5	119	Iris Virginica	7,7	2,6	6,9	2,3
20	Iris Setosa	5,1	3,8	1,5	0,3	70	Iris Versicolor	5,6	2,5	3,9	1,1	120	Iris Virginica	6,0	2,2	5,0	1,5
21	Iris Setosa	5,4	3,4	1,7	0,2	71	Iris Versicolor	5,9	3,2	4,8	1,8	121	Iris Virginica	6,9	3,2	5,7	2,3
22	Iris Setosa	5,1	3,7	1,5	0,4	72	Iris Versicolor	6,1	2,8	4,0	1,3	122	Iris Virginica	5,6	2,8	4,9	2,0
23	Iris Setosa	4,6	3,6	1,0	0,2	73	Iris Versicolor	6,3	2,5	4,9	1,5	123	Iris Virginica	7,7	2,8	6,7	2,0
24	Iris Setosa	5,1	3,3	1,7	0,5	74	Iris Versicolor	6,1	2,8	4,7	1,2	124	Iris Virginica	6,5	2,7	4,9	1,8
25	Iris Setosa	4,8	3,4	1,9	0,2	75	Iris Versicolor	6,4	2,9	4,3	1,3	125	Iris Virginica	6,7	3,3	5,7	2,1
26	Iris Setosa	5,0	3,0	1,6	0,2	76	Iris Versicolor	6,6	3,0	4,4	1,4	126	Iris Virginica	7,2	3,2	6,0	1,8
27	Iris Setosa	5,0	3,4	1,6	0,4	77	Iris Versicolor	6,8	2,8	4,8	1,4	127	Iris Virginica	6,2	2,8	4,8	1,8
28	Iris Setosa	5,2	3,5	1,5	0,2	78	Iris Versicolor	6,7	3,0	5,0	1,7	128	Iris Virginica	6,1	3,0	4,9	1,8
29	Iris Setosa	5,2	3,4	1,4	0,2	79	Iris Versicolor	6,0	2,9	4,5	1,5	129	Iris Virginica	6,4	2,8	5,6	2,1
30	Iris Setosa	4,7	3,2	1,6	0,2	80	Iris Versicolor	5,7	2,6	3,5	1,0	130	Iris Virginica	7,2	3,0	5,8	1,6
31	Iris Setosa	4,8	3,1	1,6	0,2	81	Iris Versicolor	5,5	2,4	3,8	1,1	131	Iris Virginica	7,4	2,8	6,1	1,9
32	Iris Setosa	5,4	3,4	1,5	0,4	82	Iris Versicolor	5,5	2,4	3,7	1,0	132	Iris Virginica	7,9	3,1	6,4	2,0
33	Iris Setosa	5,2	4,1	1,5	0,1	83	Iris Versicolor	5,8	2,7	3,9	1,2	133	Iris Virginica	6,4	2,8	5,6	2,2
34	Iris Setosa	5,5	4,2	1,4	0,2	84	Iris Versicolor	6,0	2,7	5,1	1,6	134	Iris Virginica	6,3	2,8	5,1	1,5
35	Iris Setosa	4,9	3,1	1,5	0,1	85	Iris Versicolor	5,4	3,0	4,5	1,5	135	Iris Virginica	6,1	2,6	5,6	1,4
36	Iris Setosa	5,0	3,2	1,2	0,2	86	Iris Versicolor	6,0	3,4	4,5	1,6	136	Iris Virginica	7,7	3,0	6,1	2,3
37	Iris Setosa	5,5	3,5	1,3	0,2	87	Iris Versicolor	6,7	3,1	4,7	1,5	137	Iris Virginica	6,3	3,4	5,6	2,4
38	Iris Setosa	4,9	3,1	1,5	0,1	88	Iris Versicolor	6,3	2,3	4,4	1,3	138	Iris Virginica	6,4	3,1	5,5	1,8
39	Iris Setosa	4,4	3,0	1,3	0,2	89	Iris Versicolor	5,6	3,0	4,1	1,3	139	Iris Virginica	6,0	3,0	4,8	1,8
40	Iris Setosa	5,1	3,4	1,5	0,2	90	Iris Versicolor	5,5	2,5	4,0	1,3	140	Iris Virginica	6,9	3,1	5,4	2,1
41	Iris Setosa	5,0	3,5	1,3	0,3	91	Iris Versicolor	5,5	2,6	4,4	1,2	141	Iris Virginica	6,7	3,1	5,6	2,4
42	Iris Setosa	4,5	2,3	1,3	0,3	92	Iris Versicolor	6,1	3,0	4,6	1,4	142	Iris Virginica	6,9	3,1	5,1	2,3
43	Iris Setosa	4,4	3,2	1,3	0,2	93	Iris Versicolor	5,8	2,6	4,0	1,2	143	Iris Virginica	5,8	2,7	5,1	1,9
44	Iris Setosa	5,0	3,5	1,6	0,6	94	Iris Versicolor	5,0	2,3	3,3	1,0	144	Iris Virginica	6,8	3,2	5,9	2,3
45	Iris Setosa	5,1	3,8	1,9	0,4	95	Iris Versicolor	5,6	2,7	4,2	1,3	145	Iris Virginica	6,7	3,3	5,7	2,5
46	Iris Setosa	4,8	3,0	1,4	0,3	96	Iris Versicolor	5,7	3,0	4,2	1,2	146	Iris Virginica	6,7	3,0	5,2	2,3
47	Iris Setosa	5,1	3,8	1,6	0,2	97	Iris Versicolor	5,7	2,9	4,2	1,3	147	Iris Virginica	6,3	2,5	5,0	1,9
48	Iris Setosa	4,6	3,2	1,4	0,2	98	Iris Versicolor	6,2	2,9	4,3	1,3	148	Iris Virginica	6,5	3,0	5,2	2,0
49	Iris Setosa	5,3	3,7	1,5	0,2	99	Iris Versicolor	5,1	2,5	3,0	1,1	149	Iris Virginica	6,2	3,4	5,4	2,3
50	Iris Setosa	5,0	3,3	1,4	0,2	100	Iris Versicolor	5,7	2,8	4,1	1,3	150	Iris Virginica	5,9	3,0	5,1	1,8

**ZAGREGOWANA
REPREZENTACJA
ZDUPLIKOWANYCH
OBIEKTÓW**

ELIMINACJA WSZELKIEJ REDUNDANCJI W AGDSach

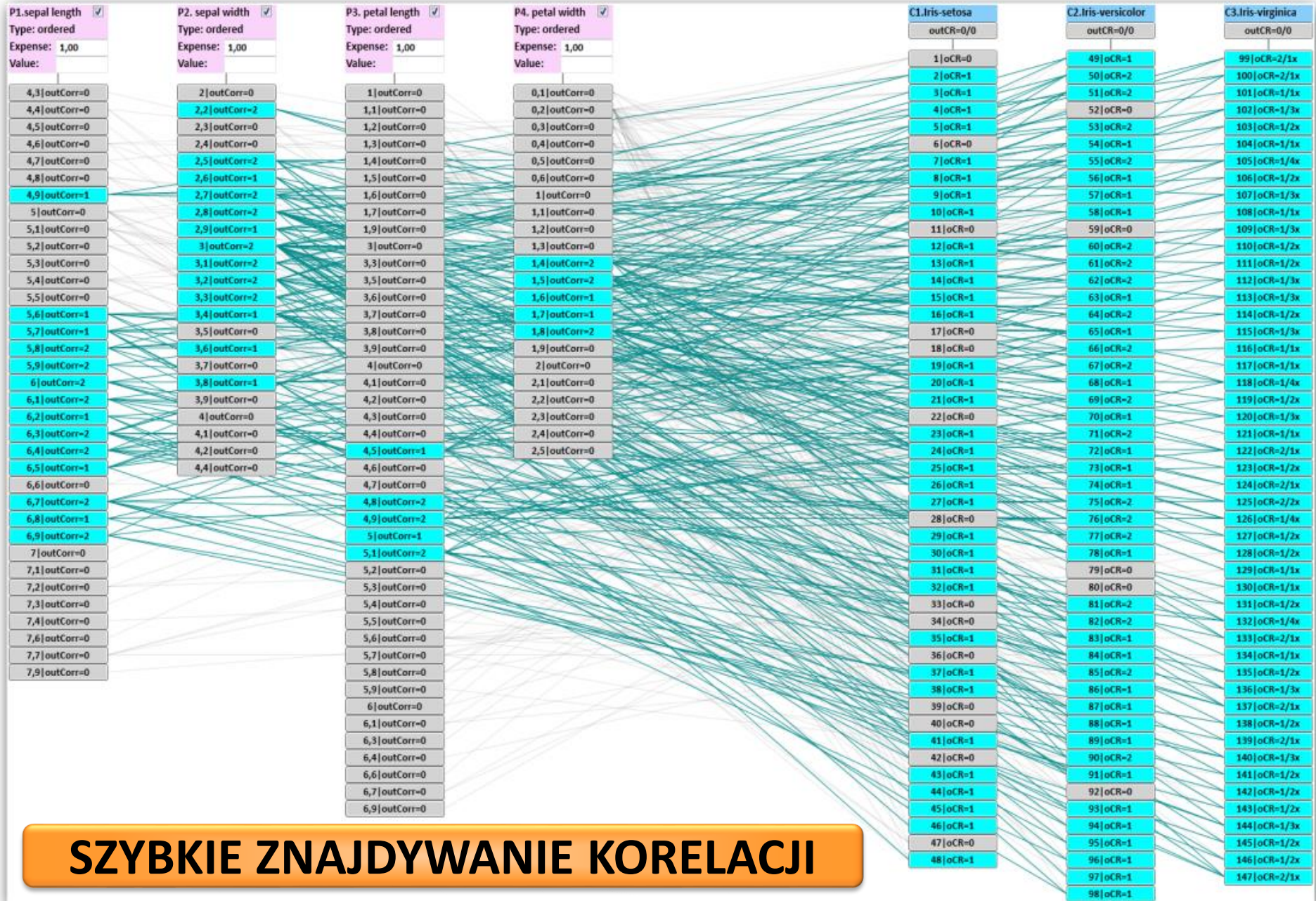


Lp.	klasa	długość liścia	szerokość liścia	długość płatk	szerokość płatk	Lp.	klasa	długość liścia	szerokość liścia	długość płatk	szerokość płatk	Lp.	klasa	długość liścia	szerokość liścia	długość płatk	szerokość płatk
1	Iris Setosa	5,1	3,5	1,4	0,2	51	Iris Versicolor	7,0	3,2	4,7	1,4	101	Iris Virginica	6,3	3,3	6,0	2,5
2	Iris Setosa	4,9	3,0	1,4	0,2	52	Iris Versicolor	6,4	3,2	4,5	1,5	102	Iris Virginica	5,8	2,7	5,1	1,9
3	Iris Setosa	4,7	3,2	1,3	0,2	53	Iris Versicolor	6,9	3,1	4,9	1,5	103	Iris Virginica	7,1	3,0	5,9	2,1
4	Iris Setosa	4,6	3,1	1,5	0,2	54	Iris Versicolor	5,5	2,3	4,0	1,3	104	Iris Virginica	6,3	2,9	5,6	1,8
5	Iris Setosa	5,0	3,6	1,4	0,2	55	Iris Versicolor	6,5	2,8	4,6	1,5	105	Iris Virginica	6,5	3,0	5,8	2,2
6	Iris Setosa	5,4	3,9	1,7	0,4	56	Iris Versicolor	5,7	2,8	4,5	1,3	106	Iris Virginica	7,6	3,0	6,6	2,1
7	Iris Setosa	4,6	3,4	1,4	0,3	57	Iris Versicolor	6,3	3,3	4,7	1,6	107	Iris Virginica	4,9	2,5	4,5	1,7
8	Iris Setosa	5,0	3,4	1,5	0,2	58	Iris Versicolor	4,9	2,4	3,3	1,0	108	Iris Virginica	7,3	2,9	6,3	1,8
9	Iris Setosa	4,4	2,9	1,4	0,2	59	Iris Versicolor	6,6	2,9	4,6	1,3	109	Iris Virginica	6,7	2,5	5,8	1,8
10	Iris Setosa	4,9	3,1	1,5	0,1	60	Iris Versicolor	5,2	2,7	3,9	1,4	110	Iris Virginica	7,2	3,6	6,1	2,5
11	Iris Setosa	5,4	3,7	1,5	0,2	61	Iris Versicolor	5,0	2,0	3,5	1,0	111	Iris Virginica	6,5	3,2	5,1	2,0
12	Iris Setosa	4,8	3,4	1,6	0,2	62	Iris Versicolor	5,9	3,0	4,2	1,5	112	Iris Virginica	6,4	2,7	5,3	1,9
13	Iris Setosa	4,8	3,0	1,4	0,1	63	Iris Versicolor	6,0	2,2	4,0	1,0	113	Iris Virginica	6,8	3,0	5,5	2,1
14	Iris Setosa	4,7	3,0	1,1	0,1	64	Iris Versicolor	6,1	2,9	4,7	1,4	114	Iris Virginica	5,7	2,5	5,0	2,0
15	Iris Setosa	5,8	4,0	1,2	0,2	65	Iris Versicolor	5,6	2,9	3,6	1,3	115	Iris Virginica	5,8	2,8	5,1	2,4
16	Iris Setosa	5,7	4	1,5	0,4	66	Iris Versicolor	6,7	3,1	4,4	1,4	116	Iris Virginica	6,4	3,2	5,3	2,3
17	Iris Setosa	5,4	3,9	1,3	0,4	67	Iris Versicolor	5,7	3,0	4,5	1,5	117	Iris Virginica	6,5	3,0	5,5	1,8
18	Iris Setosa	5,1	3,5	1,4	0,3	68	Iris Versicolor	5,8	2,7	4,1	1,0	118	Iris Virginica	7,7	3,8	6,7	2,2
19	Iris Setosa	5,7	3,8	1,4	0,3	69	Iris Versicolor	6,2	2,2	4,5	1,5	119	Iris Virginica	7,7	2,6	6,9	2,3
20	Iris Setosa	5,1	3,8	1,5	0,3	70	Iris Versicolor	5,6	2,5	3,9	1,1	120	Iris Virginica	6,0	2,2	5,0	1,5
21	Iris Setosa	5,4	3,4	1,7	0,2	71	Iris Versicolor	5,9	3,2	4,8	1,8	121	Iris Virginica	6,9	3,2	5,7	2,3
22	Iris Setosa	5,1	3,7	1,5	0,4	72	Iris Versicolor	6,1	2,8	4,0	1,2	122	Iris Virginica	5,6	2,8	4,9	2,0
23	Iris Setosa	4,6	3,6	1,0	0,2	73	Iris Versicolor	6,3	2,5	4,9	1,5	123	Iris Virginica	7,7	2,8	6,7	2,0
24	Iris Setosa	5,1	3,3	1,7	0,5	74	Iris Versicolor	6,1	2,8	4,7	1,2	124	Iris Virginica	6,3	2,7	4,9	1,8
25	Iris Setosa	4,8	3,4	1,9	0,2	75	Iris Versicolor	6,4	2,9	4,3	1,3	125	Iris Virginica	6,7	3,3	5,7	2,1
26	Iris Setosa	5,0	3,0	1,6	0,2	76	Iris Versicolor	6,6	3,0	4,4	1,4	126	Iris Virginica	7,2	3,2	6,0	1,8
27	Iris Setosa	5,0	3,4	1,6	0,4	77	Iris Versicolor	6,8	2,8	4,8	1,4	127	Iris Virginica	6,2	2,8	4,8	1,8
28	Iris Setosa	5,2	3,5	1,5	0,2	78	Iris Versicolor	6,7	3,0	5,0	1,7	128	Iris Virginica	6,1	3,0	4,9	1,8
29	Iris Setosa	5,2	3,4	1,4	0,2	79	Iris Versicolor	6,0	2,9	4,5	1,5	129	Iris Virginica	6,4	2,8	5,6	2,1
30	Iris Setosa	4,7	3,2	1,6	0,2	80	Iris Versicolor	5,7	2,6	3,5	1,0	130	Iris Virginica	7,2	3,0	5,8	1,6
31	Iris Setosa	4,8	3,1	1,6	0,2	81	Iris Versicolor	5,5	2,4	3,8	1,1	131	Iris Virginica	7,4	2,8	6,1	1,9
32	Iris Setosa	5,4	3,4	1,5	0,4	82	Iris Versicolor	5,5	2,4	3,7	1,0	132	Iris Virginica	7,9	3,8	6,4	2,0
33	Iris Setosa	5,2	4,1	1,5	0,1	83	Iris Versicolor	5,8	2,7	3,9	1,2	133	Iris Virginica	6,4	2,8	5,6	2,2
34	Iris Setosa	5,5	4,2	1,4	0,2	84	Iris Versicolor	6,0	2,7	5,1	1,6	134	Iris Virginica	6,3	2,8	5,1	1,5
35	Iris Setosa	4,9	3,1	1,5	0,1	85	Iris Versicolor	5,4	3,0	4,5	1,5	135	Iris Virginica	6,1	2,6	5,6	1,4
36	Iris Setosa	5,0	3,2	1,2	0,2	86	Iris Versicolor	6,0	3,4	4,5	1,6	136	Iris Virginica	7,7	3,0	6,1	2,3
37	Iris Setosa	5,5	3,5	1,3	0,2	87	Iris Versicolor	6,7	3,1	4,7	1,5	137	Iris Virginica	6,3	3,4	5,6	2,4
38	Iris Setosa	4,9	3,1	1,5	0,1	88	Iris Versicolor	6,3	2,3	4,4	1,3	138	Iris Virginica	6,4	3,1	5,5	1,8
39	Iris Setosa	4,4	3,0	1,3	0,2	89	Iris Versicolor	5,6	3,0	4,1	1,3	139	Iris Virginica	6,0	3,0	4,8	1,8
40	Iris Setosa	5,1	3,4	1,5	0,2	90	Iris Versicolor	5,5	2,5	4,0	1,3	140	Iris Virginica	6,9	3,1	5,4	2,1
41	Iris Setosa	5,0	3,5	1,3	0,3	91	Iris Versicolor	5,5	2,6	4,4	1,2	141	Iris Virginica	6,7	3,1	5,6	2,4
42	Iris Setosa	4,5	2,3	1,3	0,3	92	Iris Versicolor	6,1	3,0	4,6	1,4	142	Iris Virginica	6,9	3,1	5,1	2,3
43	Iris Setosa	4,4	3,2	1,3	0,2	93	Iris Versicolor	5,8	2,6	4,0	1,2	143	Iris Virginica	5,8	2,7	5,1	1,9
44	Iris Setosa	5,0	3,5	1,6	0,6	94	Iris Versicolor	5,0	2,3	3,3	1,0	144	Iris Virginica	6,8	3,2	5,9	2,3
45	Iris Setosa	5,1	3,8	1,9	0,4	95	Iris Versicolor	5,6	2,7	4,2	1,3	145	Iris Virginica	6,7	3,3	5,7	2,5
46	Iris Setosa	4,8	3,0	1,4	0,3	96	Iris Versicolor	5,7	3,0	4,2	1,2	146	Iris Virginica	6,7	3,0	5,2	2,3
47	Iris Setosa	5,1	3,8	1,6	0,2	97	Iris Versicolor	5,7	2,9	4,2	1,3	147	Iris Virginica	6,3	2,5	5,0	1,9
48	Iris Setosa	4,6	3,2	1,4	0,2	98	Iris Versicolor	6,2	2,9	4,3	1,3	148	Iris Virginica	6,5	3,0	5,2	2,0
49	Iris Setosa	5,3	3,7	1,5	0,2	99	Iris Versicolor	5,1	2,5	3,0	1,1	149	Iris Virginica	6,2	3,4	5,4	2,3
50	Iris Setosa	5,0	3,3	1,4	0,2	100	Iris Versicolor	5,7	2,8	4,1	1,3	150	Iris Virginica	5,9	3,0	5,1	1,8

BRAK REDUDANCJI I DUPLIKATÓW



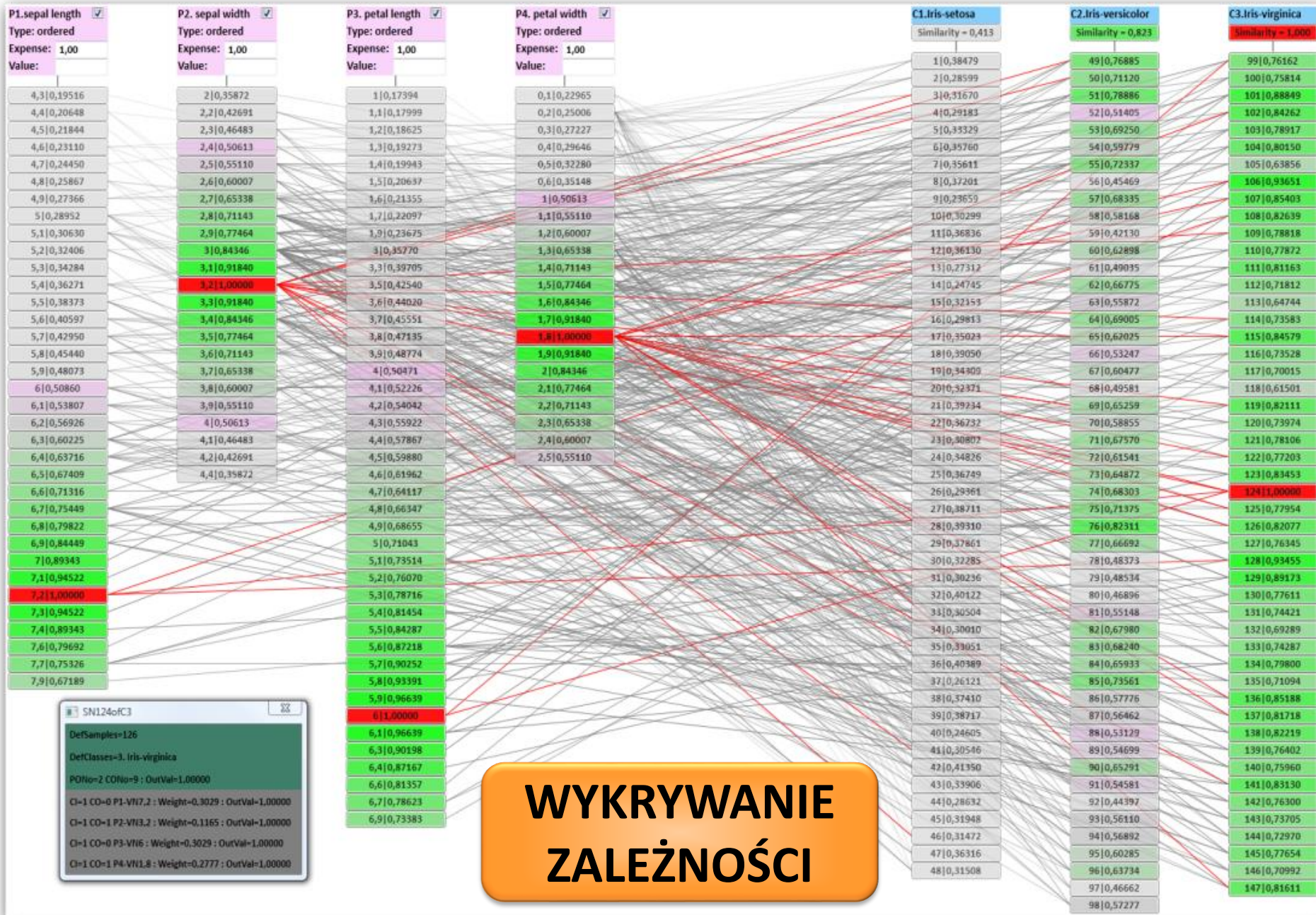
SZYBKIENAJDYWANIE ZWIĄZKÓW I KORELACJI W AGDS



SZYBKIENAJDYWANIE KORELACJI



WYKRYWANIE ZWIĄZKÓW POMIĘDZY DANYMI I OBIEKTAMI



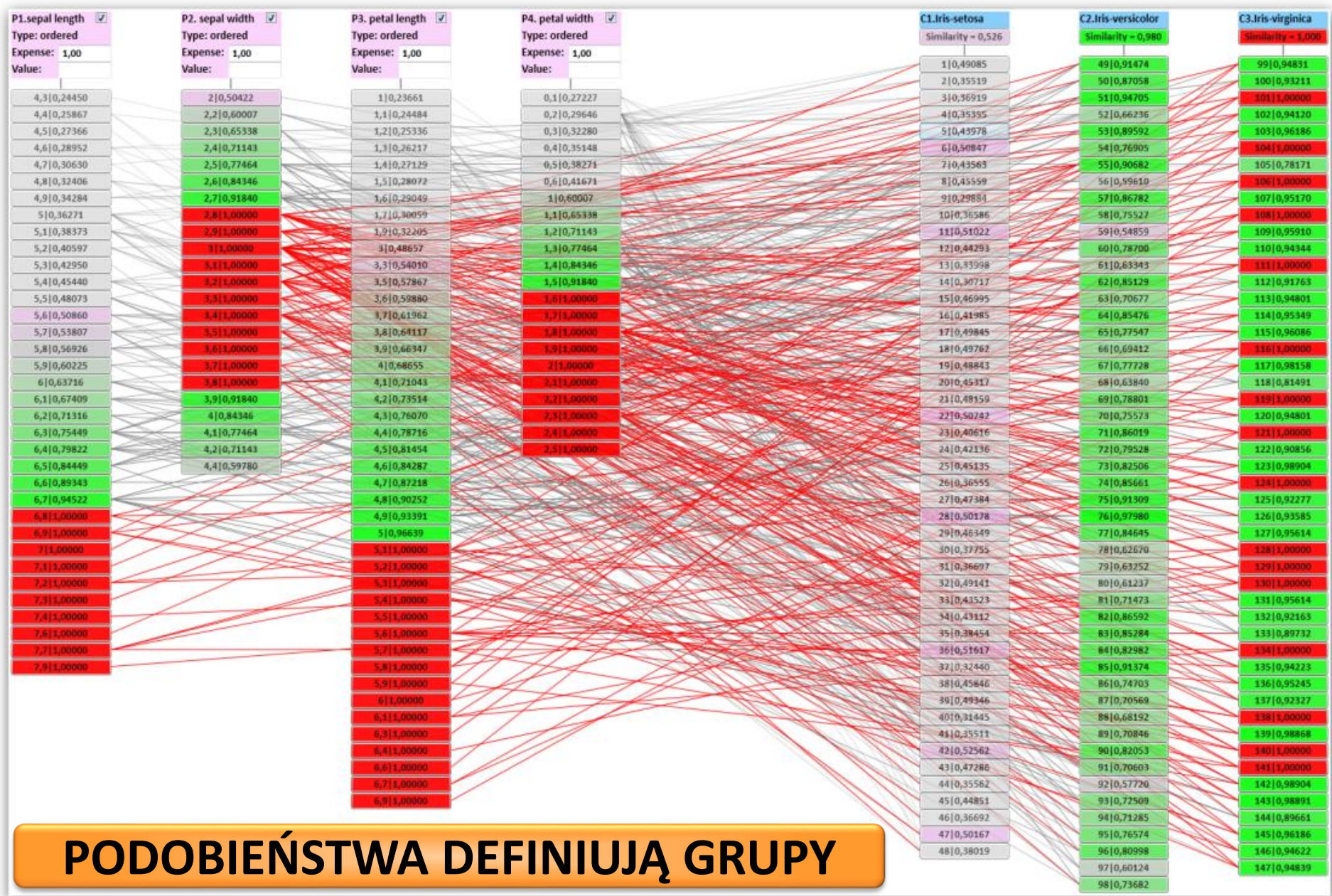
WYKRYWANIE ZALEŻNOŚCI

```

SN124ofC3
DefSamples=126
DefClasses=3. iris-virginica
PDNo=2 CONo=9 ; OutVal=1.00000
CI=1 CO=0 P1-VN17.2 : Weight=0.3029 ; OutVal=1.00000
CI=1 CO=1 P2-VN3.2 : Weight=0.1165 ; OutVal=1.00000
CI=1 CO=0 P3-VN6 : Weight=0.3029 ; OutVal=1.00000
CI=1 CO=1 P4-VN1.8 : Weight=0.2777 ; OutVal=1.00000

```


SZYBKIE ODNAJDYWANIE GRUP OBIEKTÓW (KLAS)



PODOBIEŃSTWA DEFINIUJĄ GRUPY



ISTOTA STRUKTURY DANYCH I EFEKTYWNOŚĆ



Struktura danych wpływa więc w istotny sposób na szybkość wykonywania różnych operacji na danych, a w szczególności tych najczęstszych związanych z wyszukiwaniem danych lub obiektów spełniających określone kryteria, co ma fundamentalne znaczenie z punktu widzenia eksploracji wiedzy z danych!

W AGDSach mamy zagwarantowane:

- **automatyczne odwzorowanie podobieństw i kolejności pomiędzy wartościami liczbowymi i ew. innymi, dla których zdefiniowano porządek,**
- **przechowywanie zawsze posortowanych wartości dla wszystkich atrybutów, a dzięki temu odwzorowanie porządku pomiędzy wszystkimi obiektami,**
- **bezstratną kompresję danych poprzez eliminację wszystkich duplikatów,**
- **usunięcie wszelkiej nadmiarowości (wartości atrybutów i obiektów),**
- **powiązanie obiektów poprzez odwzorowanie relacji wertykalnych, które muszą być wyszukiwane w strukturach tabelarycznych, odwzorowujące różne związki pomiędzy obiektami, tj. podobieństwo, kolejność, minima, maksima...**
- **błyskawicznego (zwykle w czasie stałym) dostępu do danych,**
- **automatycznego grupowania podobnych danych i obiektów,**
- **przyspieszenie wyszukiwania powiązanych danych i obiektów oraz redukcję złożoności obliczeniowej z liniowej lub logarytmicznej do stałej.**



PASYWNE ASOCJACYJNA GRAFOWA STRUKTURA DANYCH



Asocjacje i agregacje danych oraz ich reprezentacja w strukturze grafowej są w stanie **zastąpić** nie tylko mało efektywne struktury tabelaryczne, lecz również część operacji na danych związanych z przeszukiwaniem tabel, tj.:

- ✓ wyszukiwanie danych lub obiektów podobnych, różnych, skorelowanych, odwrotnych, sąsiednich, duplikatów,
- ✓ filtrowanie i wyszukiwanie grup, klas względem wybranych wartości cech lub ich zakresów,
- ✓ porządkowanie obiektów według wybranych grup atrybutów.

Mówimy, że struktura danych zastępuje operacje wykonywane na innej strukturze danych wtedy, gdy złożoność obliczeniowa uzyskania danych wynikowych zmniejsza się i osiąga stałą złożoność obliczeniową $O(1)$.

Mówiąc potocznie, jeśli po wyniki przetwarzania danych na innej strukturze (np. tabeli) możemy sięgnąć w czasie stałym (np. w AGDS), nie musząc je przeszukiwać w celu zgromadzenia wyników (np. grupowania, określenia sąsiadów, duplikatów), wtedy **struktura zastępuje operacje** na danych.

Ze względu na to, iż w informatyce najwięcej czasu tracimy na różne operacje **przeszukiwania danych, struktury AGDS mogą przyspieszyć działanie programów kilkadziesiąt, kilkaset lub nawet kilka tysięcy razy w zależności od rozmiaru danych!**



AKTYWNE ASOCJACYJNE GRAFOWE STRUKTURY DANYCH



- W ludzkim mózgu znajdziemy **aktywne** asocjacyjne struktury grafowe, które nie tylko szybko i skutecznie kojarzą dane, ale również są zdolne aktywnie reagować na napływające dane ze zmysłów, tj. ich receptorów.
- Mimo wolno działających neuronów w stosunku do szybkości taktowania współczesnych procesorów **procesy umysłowe zachodzą szybko** dzięki stałej złożoności obliczeniowej procesów, jakie zachodzą pomiędzy neuronami!
- Dzięki takim strukturom w ludzkim mózgu nie muszą zachodzić procesy przeszukiwania, porównywania i eksploracji danych **w zagnieżdżonych pętlach** obliczeniowych ani nie istnieją tabele danych.
- Biologiczne procesy formowania wiedzy, przechowywania danych, informacji i wnioskowania **oparte są na skojarzeniach (asocjacjach)**, które po prostu sięgają po odpowiednie dane, jeśli takowe zostały w nich utrwalone na skutek uczenia się, doświadczenia, introspekcji, wnioskowania i innych procesów myślowych.
- Ponadto ludzki umysł ma zdolność **zestawiania ze sobą** różnych wywołanych z pamięci zdarzeń niezależnie od rzeczywistego miejsca i czasu ich zaistnienia. Ta zdolność pozwala na tworzenie **nowych kontekstów skojarzeniowych** dla procesów myślowych, jak również zapewnia **kreatywność oraz możliwość uogólniania** na wysokim poziomie mentalnym, logicznym i abstrakcyjnym.

Współczesna informatyka jest pod względem przeszukiwania i eksploracji dużych ilości danych kosztowna i mało efektywna, a przecież można inaczej!



AGDS

pasywne



AANG

aktywne

PASYWNE STRUKTURY DANYCH

Umożliwiają przechowywanie danych w ich nienaruszonej postaci i formie.

AKTYWNE STRUKTURY DANYCH

Dopuszczają możliwość wzajemnego oddziaływania danych na siebie.

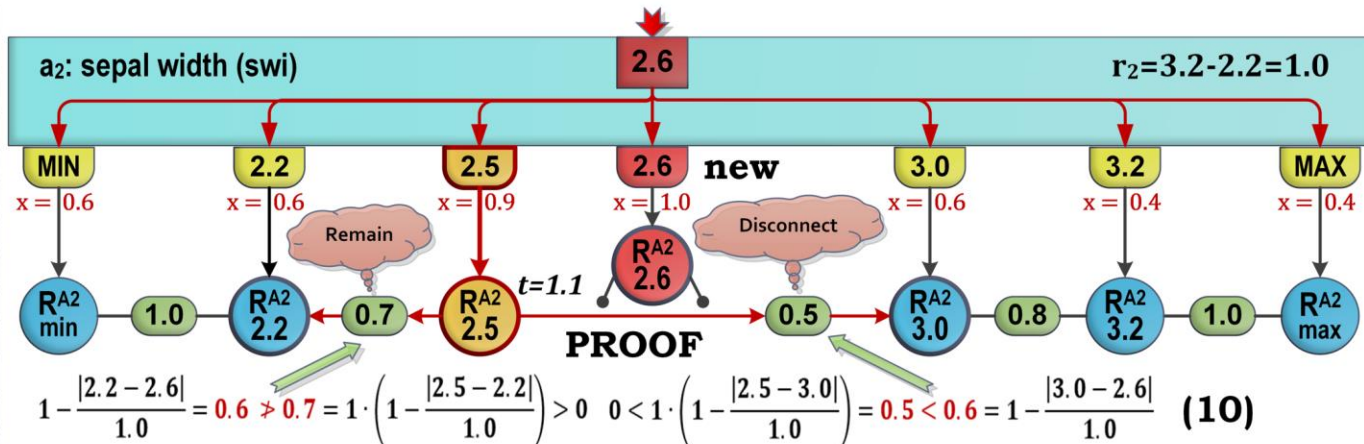


TWORZENIE AKTYWNYCH NEURONOWYCH STRUKTUR SKOJARZENIOWYCH AANG

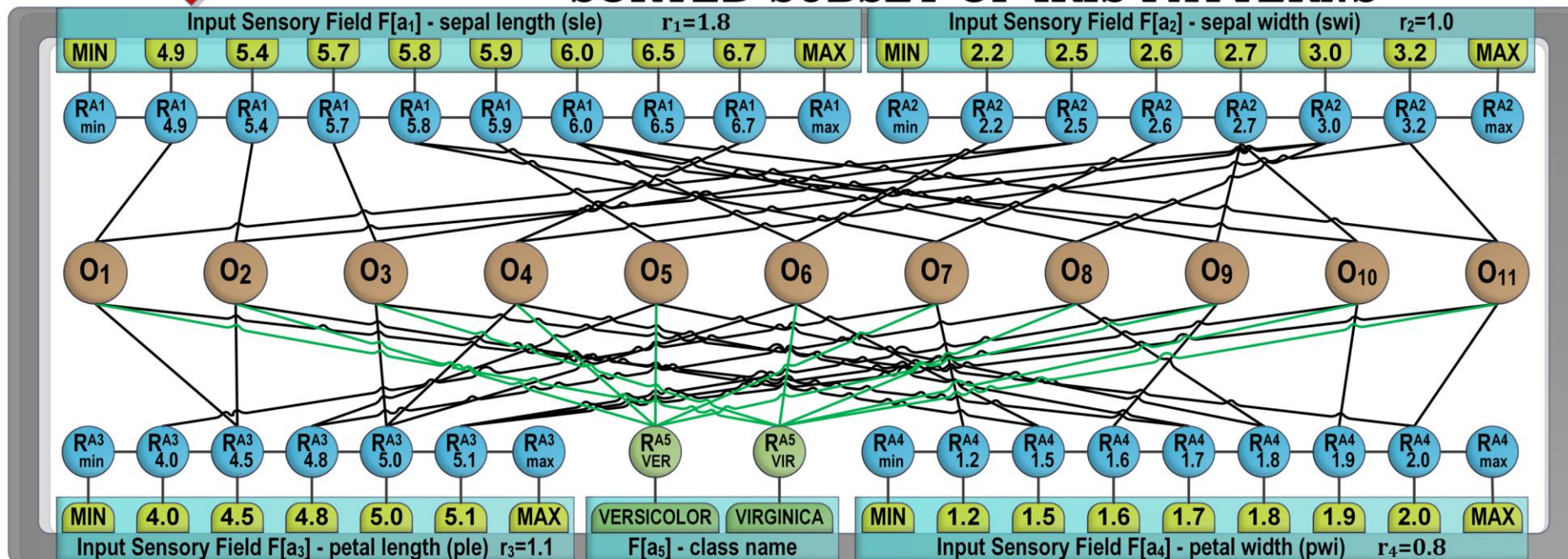


Aktywne struktury neuronowe wykorzystują specjalny model neuronów skojarzeniowych:

	Attributes a_1, \dots, a_5				
	sle	swi	ple	pwi	class name
O ₁	4.9	2.5	4.5	1.7	VIRGINICA
O ₂	5.4	3.0	4.5	1.5	VERSICOLOR
O ₃	5.7	2.5	5.0	2.0	VIRGINICA
O ₄	6.7	3.0	5.0	1.7	VERSICOLOR
O ₅	5.9	3.2	4.8	1.8	VERSICOLOR
O ₆	6.0	2.2	5.0	1.5	VIRGINICA
O ₇	5.8	2.6	4.0	1.2	VERSICOLOR
O ₈	6.0	3.0	4.8	1.8	VIRGINICA
O ₉	5.8	2.7	5.1	1.9	VIRGINICA
O ₁₀	6.0	2.7	5.1	1.6	VERSICOLOR
O ₁₁	6.5	3.2	5.1	2.0	VIRGINICA



SORTED SUBSET OF IRIS PATTERNS





TWORZENIE AKTYWNYCH NEURONOWYCH STRUKTUR SKOJARZENIOWYCH



Założmy, że mamy **obiekty** o_1, \dots, o_N zdefiniowane przy pomocy **atrybutów** a_1, \dots, a_K w taki sposób, iż każdy obiekt określony jest przez zbiór wartości tych atrybutów (K – ilość atrybutów):

$$O_n = (v_{n_1}^{a_1}, \dots, v_{n_K}^{a_K})$$

Na te wartości niech reagują pewne **polach sensoryczne**, modelujące zmysły, posiadające **sensory**, modelujące receptory, umożliwiające reagowanie na te wartości z **określoną intensywnością**.

Wyznaczenie **zakresów** reprezentowanych wartości przez poszczególne pola sensoryczne:

$$r^{a_k} = v_{max}^{a_k} - v_{min}^{a_k} \quad \text{where } v_{max}^{a_k} = \max\{v_i^{a_k}\}, v_{min}^{a_k} = \min\{v_i^{a_k}\}$$

Sensory w **polach sensorycznych** tworzone są, jeśli **po prezentacji bodźca** żaden z istniejących sensorów nie zareagował odpowiednio mocno, czyli gdy dystans wartości bodźca od wartości reprezentowanej przez określony sensor jest większy od pewnej **wrażliwości minimalnej**:

$$d(v^{a_k}, v_i^{a_k}) = |v^{a_k} - v_i^{a_k}| \quad \forall_i d(v^{a_k}, v_i^{a_k}) > \varepsilon^{a_k}$$

W przypadku zaś, gdy któryś z sensorów rozpoznaje określoną wartość bodźca z określoną siłą (większą niż ta **wrażliwość minimalna**), wtedy nowy sensor nie jest tworzony:

$$d(v^{a_k}, v_i^{a_k}) \leq \varepsilon^{a_k}$$

Na wartości ekstremalne (minimalne i maksymalne) bodźców reagują sensory ekstremów:

$$S_{min}^{a_k} \text{ and } S_{max}^{a_k}$$



TWORZENIE AKTYWNYCH NEURONOWYCH STRUKTUR SKOJARZENIOWYCH



Sensory reagują na bodźce z określoną siłą w **zależności od bliskości** wartości bodźca do wartości reprezentowanej przez ten sensor, na którą jest maksymalnie wrażliwy.

Sensory ekstremalne $S_{min}^{a_k}$ and $S_{max}^{a_k}$ postępują się np. następującą zależnością:

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

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

a **sensory wartości** $S_{v_i}^{a_k}$ dla danego atrybutu (modelowanego zmysłu) obliczają swoje pobudzenie (reakcję sensoryczną) na prezentowaną na wejściu sensorycznym a_k wartość v^{a_k} na podstawie następującej zależności:

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

Następnie każdy tak pobudzany sensor wartości $S_{v_i}^{a_k}$ **pobudza** z taką siłą $x_{v_i}^{a_k}$ połączony z nim **neuron wartości** $R_{v_i}^{a_k}$ przez taki okres czasu, jak długo wartość v^{a_k} prezentowana jest na tym wejściu sensorycznym, mogąc prowadzić do jego **aktywacji po określonym czasie**:

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



TWORZENIE AKTYWNYCH NEURONOWYCH STRUKTUR SKOJARZENIOWYCH



Tworzone są również **neurony ekstremów** $R_{min}^{a_k}$ and $R_{max}^{a_k}$ reagujące na wartości ekstremalne. Ich reakcje można podzielić na trzy interesujące nas przedziały wartości:

$$x_{min}^{a_k}$$

< 1 na wartości nie będące odpowiednio minimum albo maximum

= 1 na wartość będącą aktualnym odpowiednio minimum albo maximum

$$x_{max}^{a_k}$$

> 1 na wartości będące nowym minimum albo maximum względem aktualnego

$$y_{min}^{a_k} = f(x_{min}^{a_k}) = \begin{cases} 1 & \text{if } x_{min}^{a_k} \geq \theta_{min}^{a_k} \\ 0 & \text{if } x_{min}^{a_k} < \theta_{min}^{a_k} \end{cases}$$

$$y_{max}^{a_k} = f(x_{max}^{a_k}) = \begin{cases} 1 & \text{if } x_{max}^{a_k} \geq \theta_{max}^{a_k} \\ 0 & \text{if } x_{max}^{a_k} < \theta_{max}^{a_k} \end{cases}$$

Neurony ekstremów połączone są również z **neuronami wartości** reprezentującymi te ekstremalne wartości, a których wagi synaptyczne określone są następująco:

$$w_{R_{min}^{a_k}, R_{v_{min}}^{a_k}} = \theta_{R_{v_{min}}^{a_k}}$$

$$w_{R_{max}^{a_k}, R_{v_{max}}^{a_k}} = \theta_{R_{v_{max}}^{a_k}}$$

$$w_{R_{v_{min}}^{a_k}, R_{min}^{a_k}} = \theta_{R_{min}^{a_k}}$$

$$w_{R_{v_{max}}^{a_k}, R_{max}^{a_k}} = \theta_{R_{max}^{a_k}}$$

a więc równych wartościom progów aktywacji tych neuronów, które są w tym przypadku wszystkie równe jedności (wszystkie $\theta = 1$).



TWORZENIE AKTYWNYCH NEURONOWYCH STRUKTUR SKOJARZENIOWYCH



Neurony sensoryczne $R_{v_i}^{a_k}$ reagują na pobudzenia sensorów wartości $S_{v_i}^{a_k}$, sąsiednie neurony wartości $R_{v_j}^{a_k}$ oraz neurony obiektów O_n zgodnie z następującą zależnością:

$$X_{R_{v_i}^{a_k}} = t_{v_i}^{a_k} \cdot x_{v_i}^{a_k} + \sum_j^{R_{v_j}^{a_k} \rightsquigarrow R_{v_i}^{a_k}} y_{R_{v_j}^{a_k}} \cdot w_{R_{v_j}^{a_k}, R_{v_i}^{a_k}} + \sum_n^{O_n \rightsquigarrow R_{v_i}^{a_k}} y_{O_n} \cdot w_{O_n, R_{v_i}^{a_k}}$$

oraz obliczają swoją wartość wyjściową w zależności od osiągnięcia progu aktywacji:

$$y_{R_{v_j}^{a_k}} = \begin{cases} 1 & \text{if } X_{R_{v_j}^{a_k}} \geq \theta_{R_{v_j}^{a_k}} \\ 0 & \text{if } X_{R_{v_j}^{a_k}} < \theta_{R_{v_j}^{a_k}} \end{cases}$$

przy czym sensory $S_{v_i}^{a_k}$ mogą je pobudzać przez pewien czas $t_{v_i}^{a_k}$, ładując je aż do osiągnięcia progu aktywacji w momencie, który możemy obliczyć na podstawie zależności:

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



TWORZENIE AKTYWNYCH NEURONOWYCH STRUKTUR SKOJARZENIOWYCH



Neurony sensoryczne połączone są synapsami, których wagi wyznaczamy według zależności:

$$W_{R_{v_i}^{a_k}, R_{v_j}^{a_k}} = 1 - \frac{|v_i^{a_k} - v_j^{a_k}|}{r^{a_k}}$$

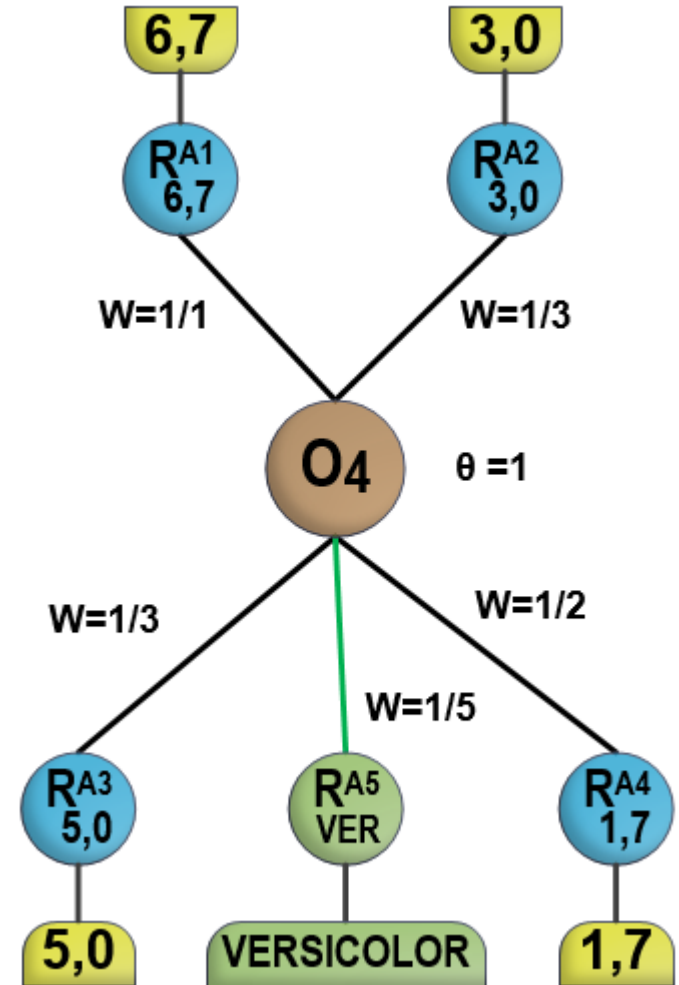
Neurony sensoryczne połączone są z neuronami obiektów reprezentującymi obiekty zdefiniowane przy pomocy neuronów sensorycznych reprezentujących wartości atrybutów tych obiektów.

Wagi połączeń synaptycznych prowadzących od neuronów sensorycznych do neuronów obiektów wyznaczamy na podstawie następującej zależności:

$$W_{R_{v_i}^{a_k}, O_n} = \frac{1}{\|v_i^{a_k}\|}$$

Wagi połączeń synaptycznych prowadzących od neuronów obiektów do neuronów sensorycznych równe są progowi aktywacji neuronów sensorycznych:

$$W_{O_n, R_{v_i}^{a_k}} = \theta_{R_{v_i}^{a_k}} = 1$$





TWORZENIE AKTYWNYCH NEURONOWYCH STRUKTUR SKOJARZENIOWYCH



Pobudzenie neuronów obiektów wyznaczamy według następującej zależności:

$$X_{O_n} = \sum_k^{R_{v_{n_k}}^{a_k} \rightsquigarrow O_n} y_{R_{v_{n_k}}^{a_k}} \cdot w_{R_{v_{n_k}}^{a_k}, O_n}$$

a ich wartość wyjściową następująco:

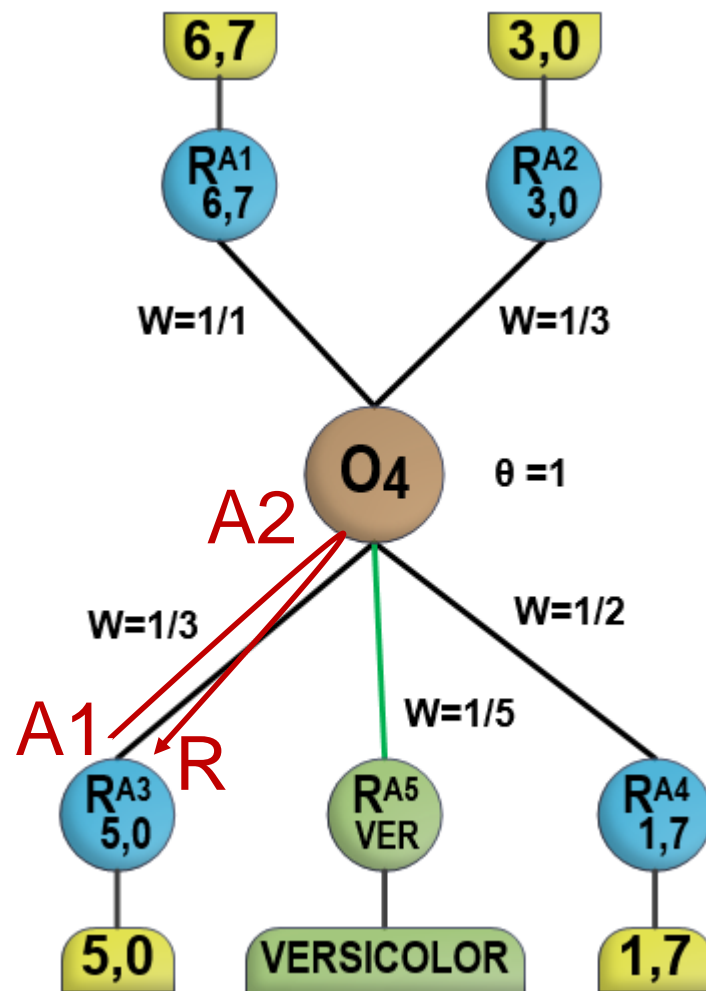
$$y_{O_n} = \begin{cases} 1 & \text{if } X_{O_n} \geq \theta_{O_n} \\ 0 & \text{if } X_{O_n} < \theta_{O_n} \end{cases}$$

gdzie wartość progu neuronów obiektów inicjalnie równa jest jedności:

$$\theta_{O_n} = 1$$

dzięki czemu, jeśli na wejściu sieci pojawi się kombinacja definiująca ten obiekt, ulegnie on jako pierwszy aktywacji, a jeśli będzie ta kombinacja podobna do tego obiektu, neuron aktywuje się nieco później w zależności od stopnia podobieństwa oraz długości oddziaływania kombinacji wejściowej na wejścia sensoryczne sieci AANG.

Neurony, które uległy aktywacji **A1** są przez pewien czas w stanie refrakcji **R**, więc nie ulegają zwrotnemu pobudzeniu na skutek aktywacji neuronu **A2**, który przed chwilą aktywował.





TWORZENIE AKTYWNYCH NEURONOWYCH STRUKTUR SKOJARZENIOWYCH



Neurony sensoryczne mają za zadanie nie tylko reagować na bodźce sensoryczne o określonym nasileniu przekazywane im przez sensory, lecz również mają pobudzać inne neurony sensoryczne o podobnych wartościach. Potrzebna jest więc **umiejętność samoorganizacji – sortowania** wartości reprezentowanych przez poszczególne neurony sensoryczne.

Reguła plastyczności połączeniowej (synaptycznej) określa, w jakich przypadkach dojdzie do uruchomienia plastyczności prowadzącej do powstania lub rekonfiguracji istniejących połączeń pomiędzy neuronami.

Reguła plastyczności połączeniowej pomiędzy neuronami sensorycznymi mówi, iż neuron sensoryczny $R_{v_j}^{a_k}$ rozłączy się z pobudzającym go neuronem sensorycznym $R_{v_i}^{a_k}$, gdy jest on mocniej pobudzany przez sensor niż przez ten neuron, który go pobudził, co można zapisać w postaci następującej **reguły plastyczności połączeniowej** :

$$0 < y_{R_{v_i}^{a_k}} \cdot w_{R_{v_i}^{a_k}, R_{v_j}^{a_k}} < x_{v_j}^{a_k} - \varepsilon^{a_k}$$

Neurony sensoryczne są zaś w taki sposób zaprogramowane, iż wymagają dokładnie dwóch połączeń z pozostałymi neuronami sensorycznymi lub neuronami ekstremów.

Rozłączenie powoduje więc uruchomienie w neuronach procesu **plastyczności połączeniowej**, która poszukiwać będzie innych neuronów, które chcą się w danej chwili połączyć.

Jeśli więc utworzymy nowy sensor i nowy neuron sensoryczny dla nowej wartości niereprezentowanej jeszcze w danym polu sensorycznym, wtedy to on będzie chętny do połączenia się z tymi dwoma rozłączonymi neuronami. Dojdzie więc do jego dołączenia do struktury sieci w uporządkowany sposób: $v_j^{a_k} < v^{a_k} < v_i^{a_k}$ OR $v_j^{a_k} > v^{a_k} > v_i^{a_k}$



TWORZENIE AKTYWNYCH NEURONOWYCH STRUKTUR SKOJARZENIOWYCH



Taka **plastyczność** możliwa jest jednak tylko w neuronie sensorycznym pobudzonym równocześnie przez sensor jak również inny wcześniej aktywowany neuron sensoryczny.

Wobec tego istotne znaczenie dla przeprowadzenia takiej plastyczności będzie miał czas oraz kolejność aktywacji poszczególnych neuronów sensorycznych w czasie.

Czas aktywacji neuronów sensorycznych na skutek ich pobudzania poprzez połączone z nimi sensory stymulowane bodźcem wejściowym w różnym stopniu wyznaczamy na podstawie następującej zależności:

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

Neuron, który w wyniku takiej stymulacji sensorycznej pierwszy się aktywuje, wysyła sygnał ważony do dwóch połączonych z nim neuronów sensorycznych lub neuronów ekstremów, z których jeden spełni **warunek plastyczności synaptycznej**:

$$0 < y_{R_{v_i}^{a_k}} \cdot w_{R_{v_i}^{a_k}, R_{v_j}^{a_k}} = 1 \cdot \left(1 - \frac{|v_i^{a_k} - v_j^{a_k}|}{r^{a_k}} \right) < 1 - \frac{|v_j^{a_k} - v^{a_k}|}{r^{a_k}} = x_{v_j^{a_k}}$$

i dokona zerwania połączenia, gdyż:

$$|v_i^{a_k} - v_j^{a_k}| > |v_j^{a_k} - v^{a_k}| \text{ if and only if } v_j^{a_k} < v^{a_k} < v_i^{a_k} \text{ or } v_j^{a_k} > v^{a_k} > v_i^{a_k}$$

Przedstawiony algorytm nazywamy **algorytmem sortowania skojarzeniowego ASSORT-2** i służy on do automatycznej i stopniowej budowy sieci neuronowej AANG dla prezentowanych wzorców.

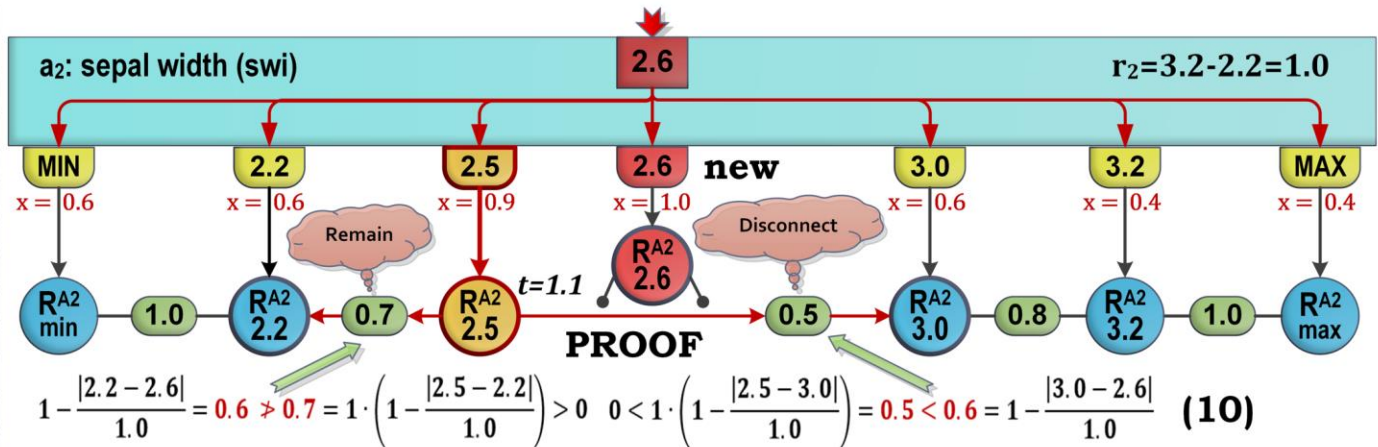


TWORZENIE AKTYWNYCH NEURONOWYCH STRUKTUR SKOJARZENIOWYCH

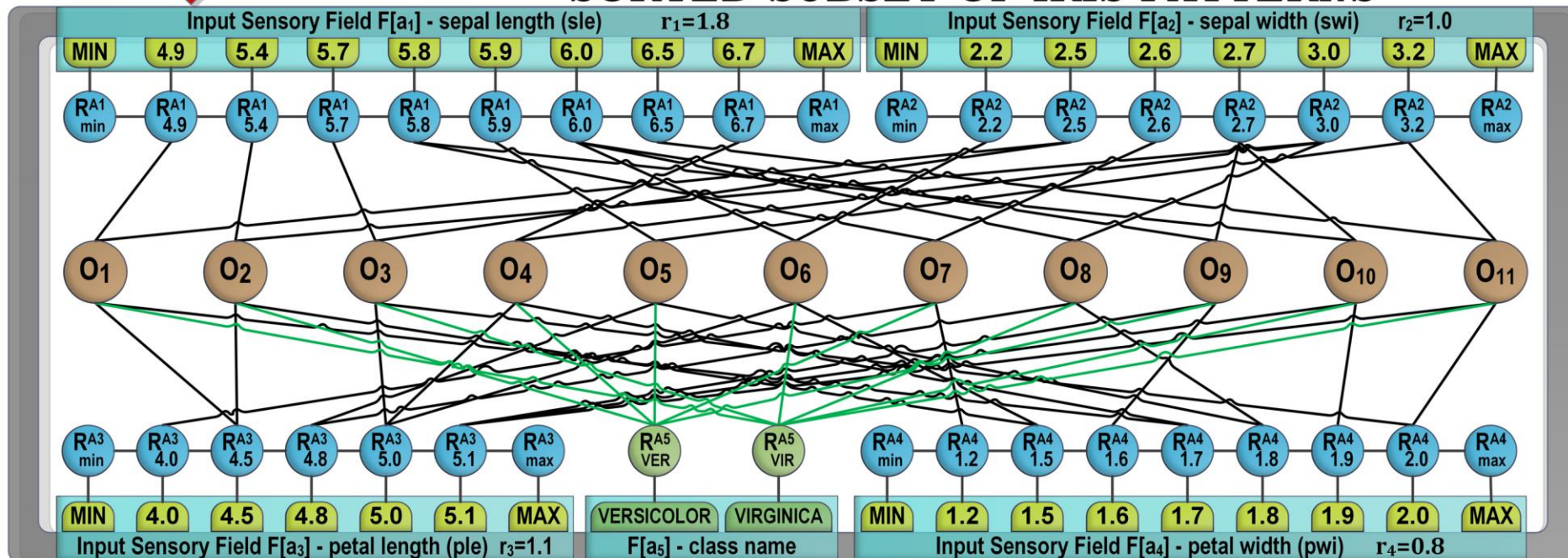


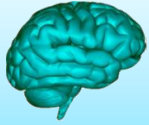
Możemy otrzymać następującą grafową strukturę skojarzeniową zbudowaną przez ASSORT-2:

	Attributes a_1, \dots, a_5				
	sl	sw	pl	pw	class name
O ₁	4.9	2.5	4.5	1.7	VIRGINICA
O ₂	5.4	3.0	4.5	1.5	VERSICOLOR
O ₃	5.7	2.5	5.0	2.0	VIRGINICA
O ₄	6.7	3.0	5.0	1.7	VERSICOLOR
O ₅	5.9	3.2	4.8	1.8	VERSICOLOR
O ₆	6.0	2.2	5.0	1.5	VIRGINICA
O ₇	5.8	2.6	4.0	1.2	VERSICOLOR
O ₈	6.0	3.0	4.8	1.8	VIRGINICA
O ₉	5.8	2.7	5.1	1.9	VIRGINICA
O ₁₀	6.0	2.7	5.1	1.6	VERSICOLOR
O ₁₁	6.5	3.2	5.1	2.0	VIRGINICA



SORTED SUBSET OF IRIS PATTERNS





**SORTED SUBSET
OF IRIS
PATTERNS** →

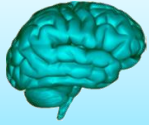
	Attributes				
	sle	swi	ple	pwi	class name
R1	5.8	2.6	4.0	1.2	VERSICOLOR
R2	5.4	3.0	4.5	1.5	VERSICOLOR
R3	6.0	2.7	5.1	1.6	VERSICOLOR
R4	6.7	3.0	5.0	1.7	VERSICOLOR
R5	5.9	3.2	4.8	1.8	VERSICOLOR
R6	6.0	2.2	5.0	1.5	VIRGINICA
R7	4.9	2.5	4.5	1.7	VIRGINICA
R8	6.0	3.0	4.8	1.8	VIRGINICA
R9	5.8	2.7	5.1	1.9	VIRGINICA
R10	5.7	2.5	5.0	2.0	VIRGINICA
R11	6.5	3.2	5.1	2.0	VIRGINICA

STEP 1



KROK 1. Utworzenie nowego grafu

Utworzenie nowego grafu AANG dla zbioru obiektów przechowywanych w strukturze tabelarycznej.



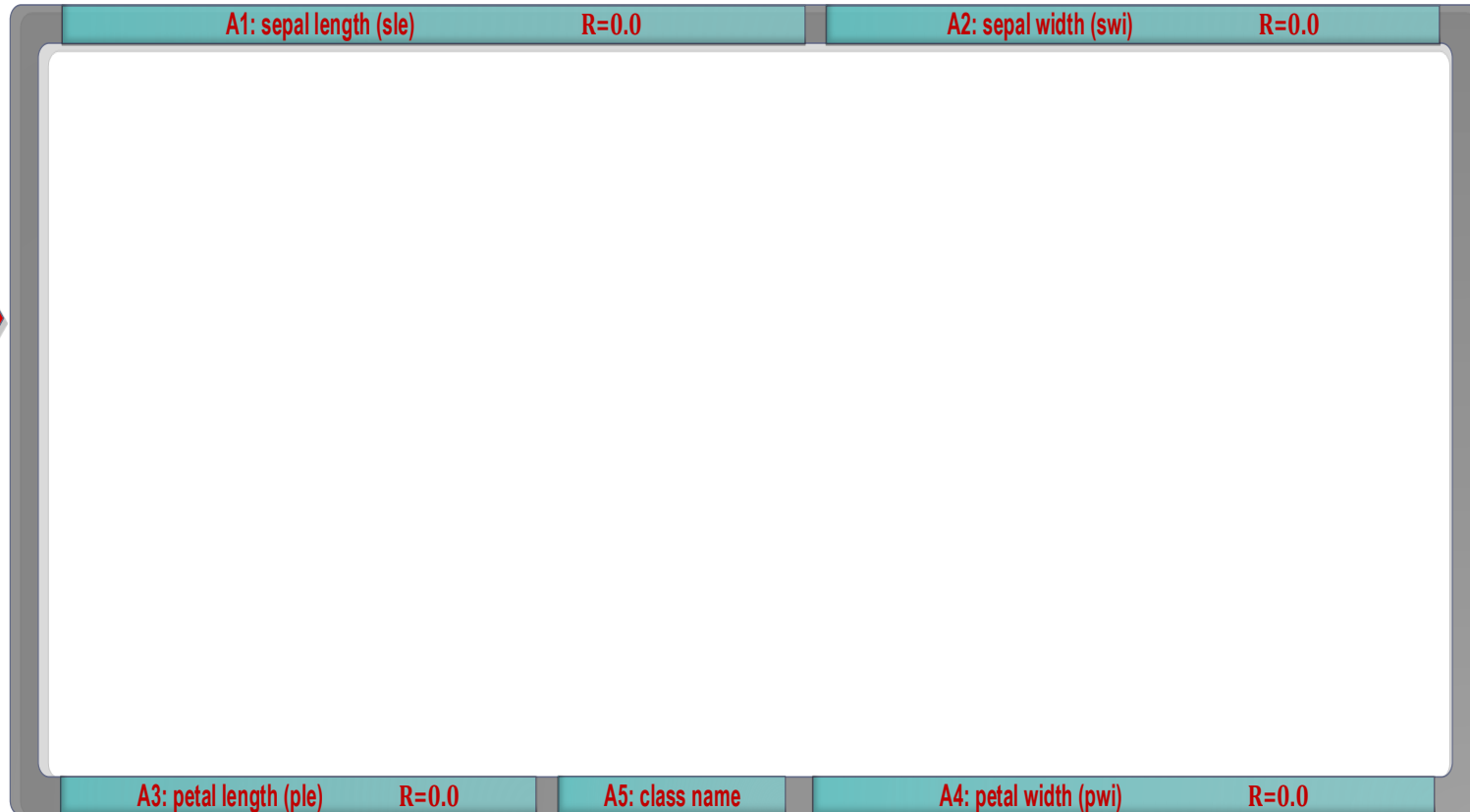
SORTOWANIE ASSORT DLA WZORCÓW IRIS NA AANG



**SORTED SUBSET
OF IRIS
PATTERNS** 

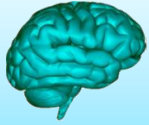
	Attributes				class name
	sle	swi	ple	pwi	
R1	5.8	2.6	4.0	1.2	VERSICOLOR
R2	5.4	3.0	4.5	1.5	VERSICOLOR
R3	6.0	2.7	5.1	1.6	VERSICOLOR
R4	6.7	3.0	5.0	1.7	VERSICOLOR
R5	5.9	3.2	4.8	1.8	VERSICOLOR
R6	6.0	2.2	5.0	1.5	VIRGINICA
R7	4.9	2.5	4.5	1.7	VIRGINICA
R8	6.0	3.0	4.8	1.8	VIRGINICA
R9	5.8	2.7	5.1	1.9	VIRGINICA
R10	5.7	2.5	5.0	2.0	VIRGINICA
R11	6.5	3.2	5.1	2.0	VIRGINICA

STEP 2



KROK 2. Utworzenie pól sensorycznych w grafie (interfejsów wejściowych dla AANG)

Utworzenie nowych pól sensorycznych dla wszystkich znanych atrybutów zdefiniowanych w tabeli.



SORTOWANIE ASSORT DLA WZORCÓW IRIS NA AANG

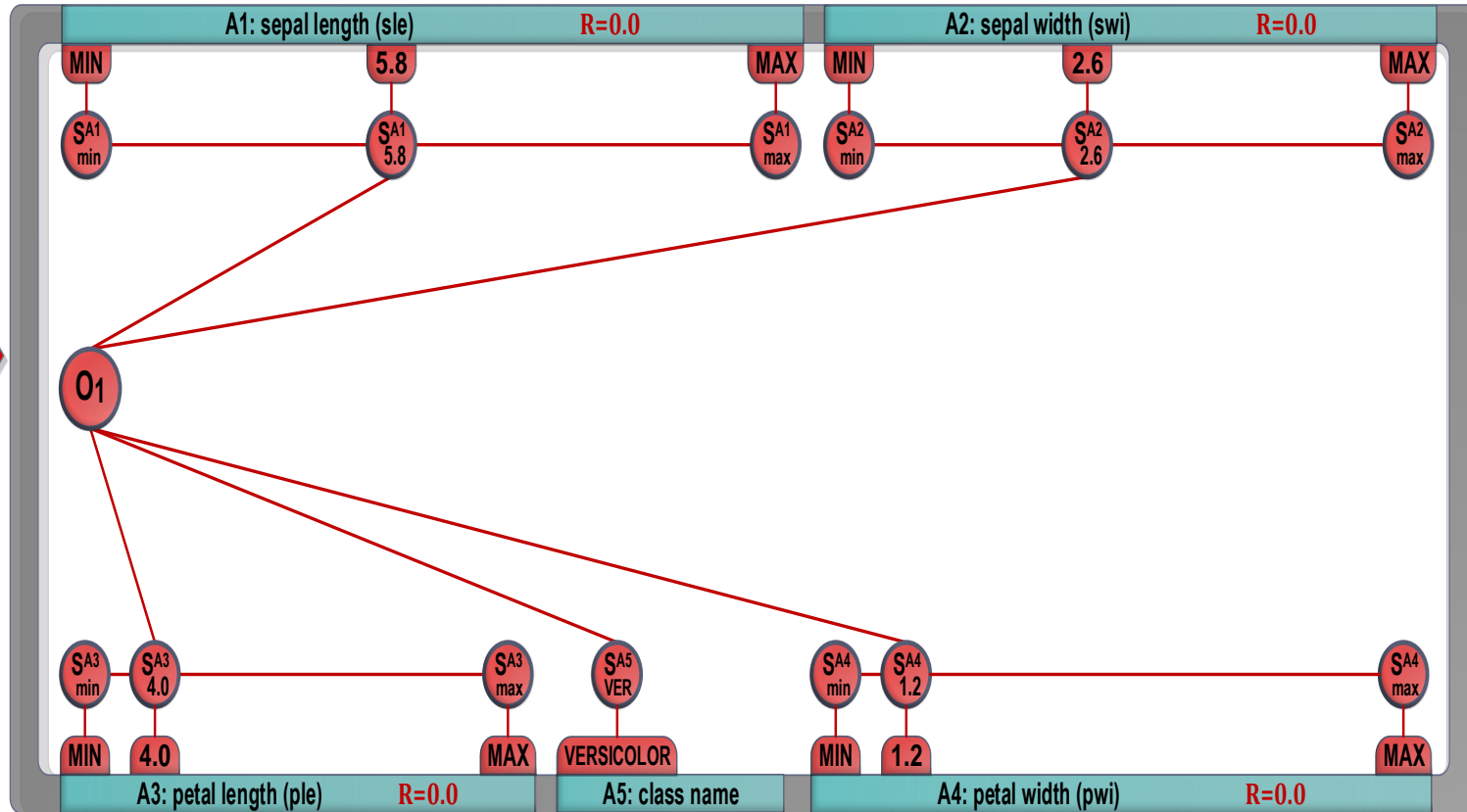


**SORTED SUBSET
OF IRIS
PATTERNS**



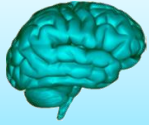
Attributes					
	sle	swi	ple	pwi	class name
R1	5.8	2.6	4.0	1.2	VERSICOLOR
R2	5.4	3.0	4.5	1.5	VERSICOLOR
R3	6.0	2.7	5.1	1.6	VERSICOLOR
R4	6.7	3.0	5.0	1.7	VERSICOLOR
R5	5.9	3.2	4.8	1.8	VERSICOLOR
R6	6.0	2.2	5.0	1.5	VIRGINICA
R7	4.9	2.5	4.5	1.7	VIRGINICA
R8	6.0	3.0	4.8	1.8	VIRGINICA
R9	5.8	2.7	5.1	1.9	VIRGINICA
R10	5.7	2.5	5.0	2.0	VIRGINICA
R11	6.5	3.2	5.1	2.0	VIRGINICA

STEP 3



KROK 3. Utworzenie reprezentacji 1. obiektu

Tworzenie reprezentacji obiektu związane z utworzeniem i dodaniem nowych sensorów dzięki ASSORT tak, że sensory są powiązane zgodnie z porządkiem liczbowym oraz z neuronem obiektu.



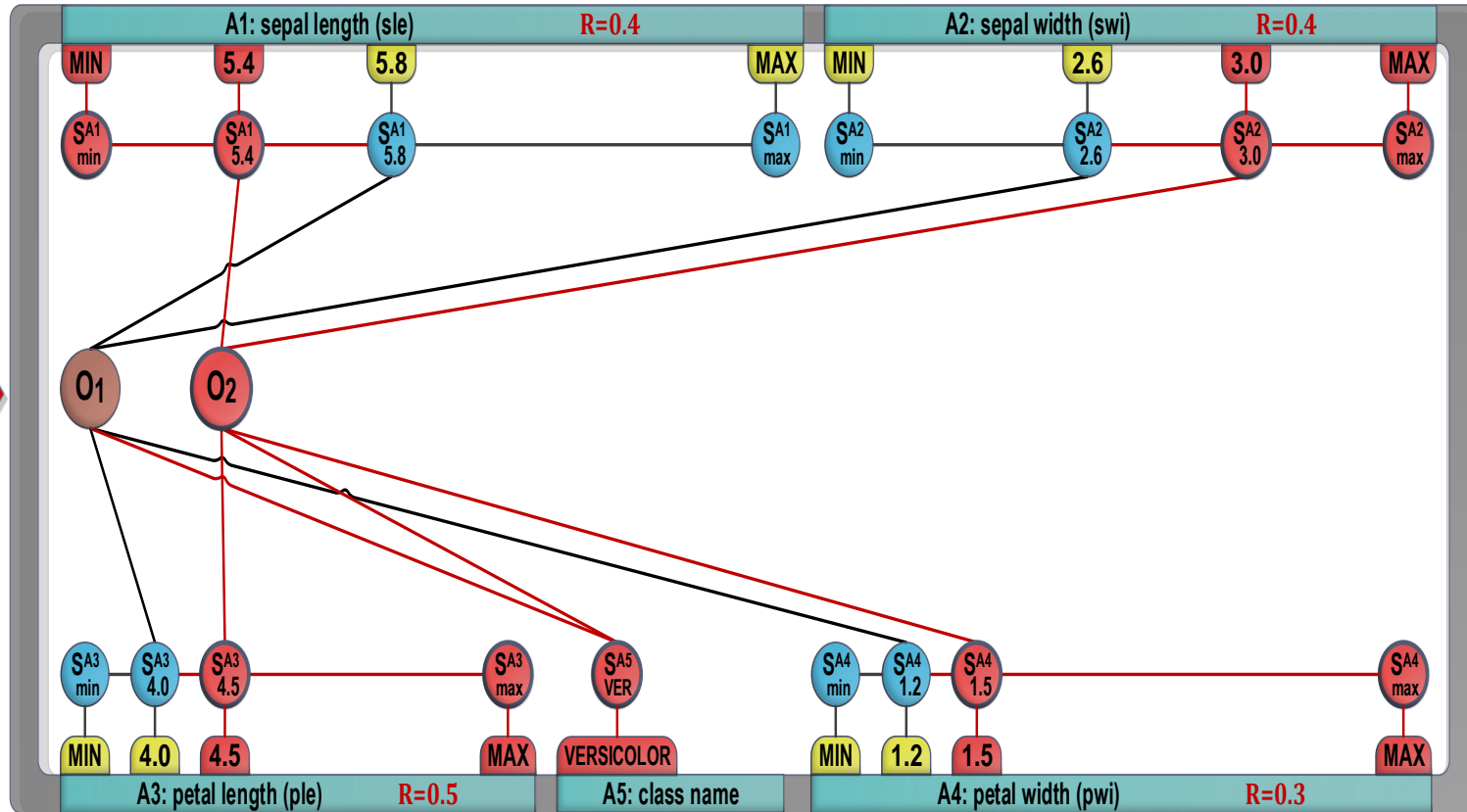
SORTOWANIE ASSORT DLA WZORCÓW IRIS NA AANG



**SORTED SUBSET
OF IRIS
PATTERNS**

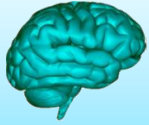
	Attributes				
	sle	swi	ple	pwi	class name
R1	5.8	2.6	4.0	1.2	VERSICOLOR
R2	5.4	3.0	4.5	1.5	VERSICOLOR
R3	6.0	2.7	5.1	1.6	VERSICOLOR
R4	6.7	3.0	5.0	1.7	VERSICOLOR
R5	5.9	3.2	4.8	1.8	VERSICOLOR
R6	6.0	2.2	5.0	1.5	VIRGINICA
R7	4.9	2.5	4.5	1.7	VIRGINICA
R8	6.0	3.0	4.8	1.8	VIRGINICA
R9	5.8	2.7	5.1	1.9	VIRGINICA
R10	5.7	2.5	5.0	2.0	VIRGINICA
R11	6.5	3.2	5.1	2.0	VIRGINICA

STEP 4



KROK 4. Utworzenie reprezentacji 2. obiektu

Tworzenie reprezentacji kolejnego obiektu w strukturze AANG wykorzystuje istniejące już sensory wartości (tutaj: VERSICOLOR), których reprezentacja nie jest duplikowana, lecz agregowana.



SORTOWANIE ASSORT DLA WZORCÓW IRIS NA AANG

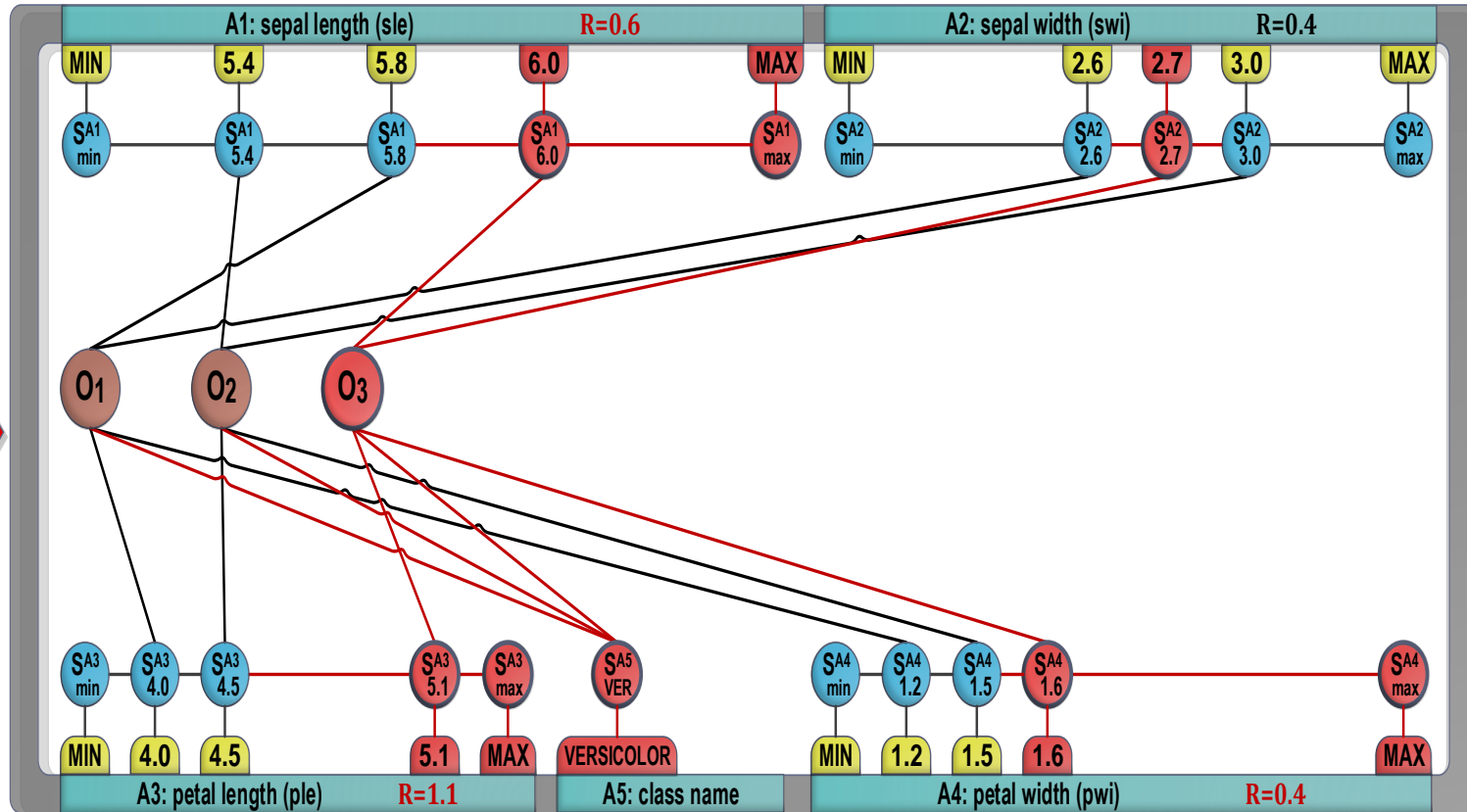


**SORTED SUBSET
OF IRIS
PATTERNS**



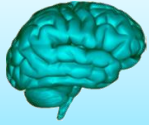
Attributes					
	sle	swi	ple	pwi	class name
R1	5.8	2.6	4.0	1.2	VERSCOLOR
R2	5.4	3.0	4.5	1.5	VERSCOLOR
R3	6.0	2.7	5.1	1.6	VERSCOLOR
R4	6.7	3.0	5.0	1.7	VERSCOLOR
R5	5.9	3.2	4.8	1.8	VERSCOLOR
R6	6.0	2.2	5.0	1.5	VIRGINICA
R7	4.9	2.5	4.5	1.7	VIRGINICA
R8	6.0	3.0	4.8	1.8	VIRGINICA
R9	5.8	2.7	5.1	1.9	VIRGINICA
R10	5.7	2.5	5.0	2.0	VIRGINICA
R11	6.5	3.2	5.1	2.0	VIRGINICA

STEP 5



KROK 5. Utworzenie reprezentacji 3. obiektu

Prezentacja kolejnych danych definiujących obiekt na wejściach sensorycznych powoduje pobudzenie i aktywację neuronów sensorycznych lub ich dodanie, jeśli takowe nie istnieją.



SORTOWANIE ASSORT DLA WZORCÓW IRIS NA AANG

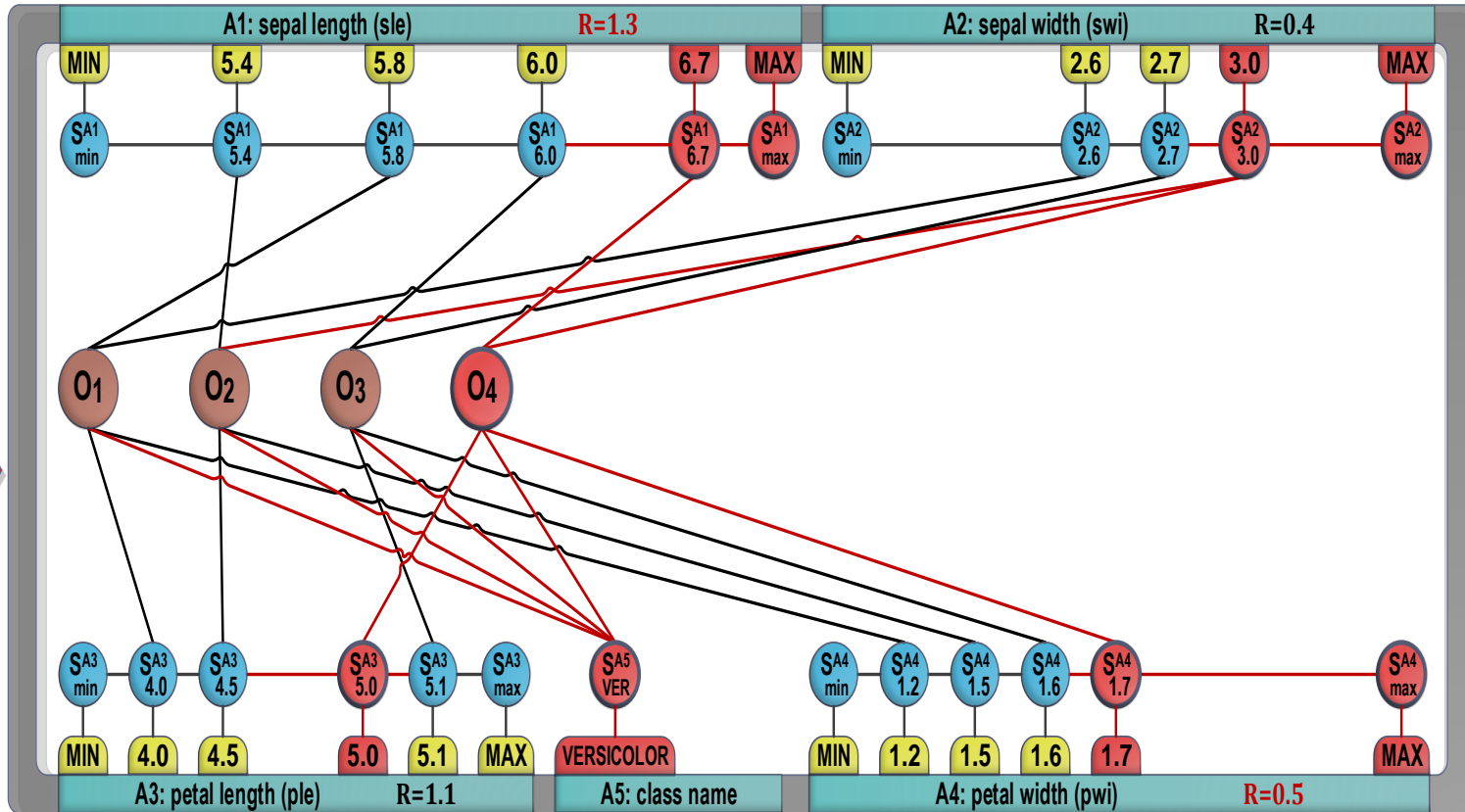


**SORTED SUBSET
OF IRIS
PATTERNS**



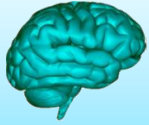
Attributes					
	sle	swi	ple	pwi	class name
R1	5.8	2.6	4.0	1.2	VERSCOLOR
R2	5.4	3.0	4.5	1.5	VERSCOLOR
R3	6.0	2.7	5.1	1.6	VERSCOLOR
R4	6.7	3.0	5.0	1.7	VERSCOLOR
R5	5.9	3.2	4.8	1.8	VERSCOLOR
R6	6.0	2.2	5.0	1.5	VIRGINICA
R7	4.9	2.5	4.5	1.7	VIRGINICA
R8	6.0	3.0	4.8	1.8	VIRGINICA
R9	5.8	2.7	5.1	1.9	VIRGINICA
R10	5.7	2.5	5.0	2.0	VIRGINICA
R11	6.5	3.2	5.1	2.0	VIRGINICA

STEP 6



KROK 6. Utworzenie reprezentacji 4. obiektu

Czasami dochodzi do agregacji reprezentacji wartości dla niektórych atrybutów reprezentowanych przez te same neurony sensoryczne (tutaj: 3.0 dla atrybutu A2: sepal width).



SORTOWANIE ASSORT DLA WZORCÓW IRIS NA AANG

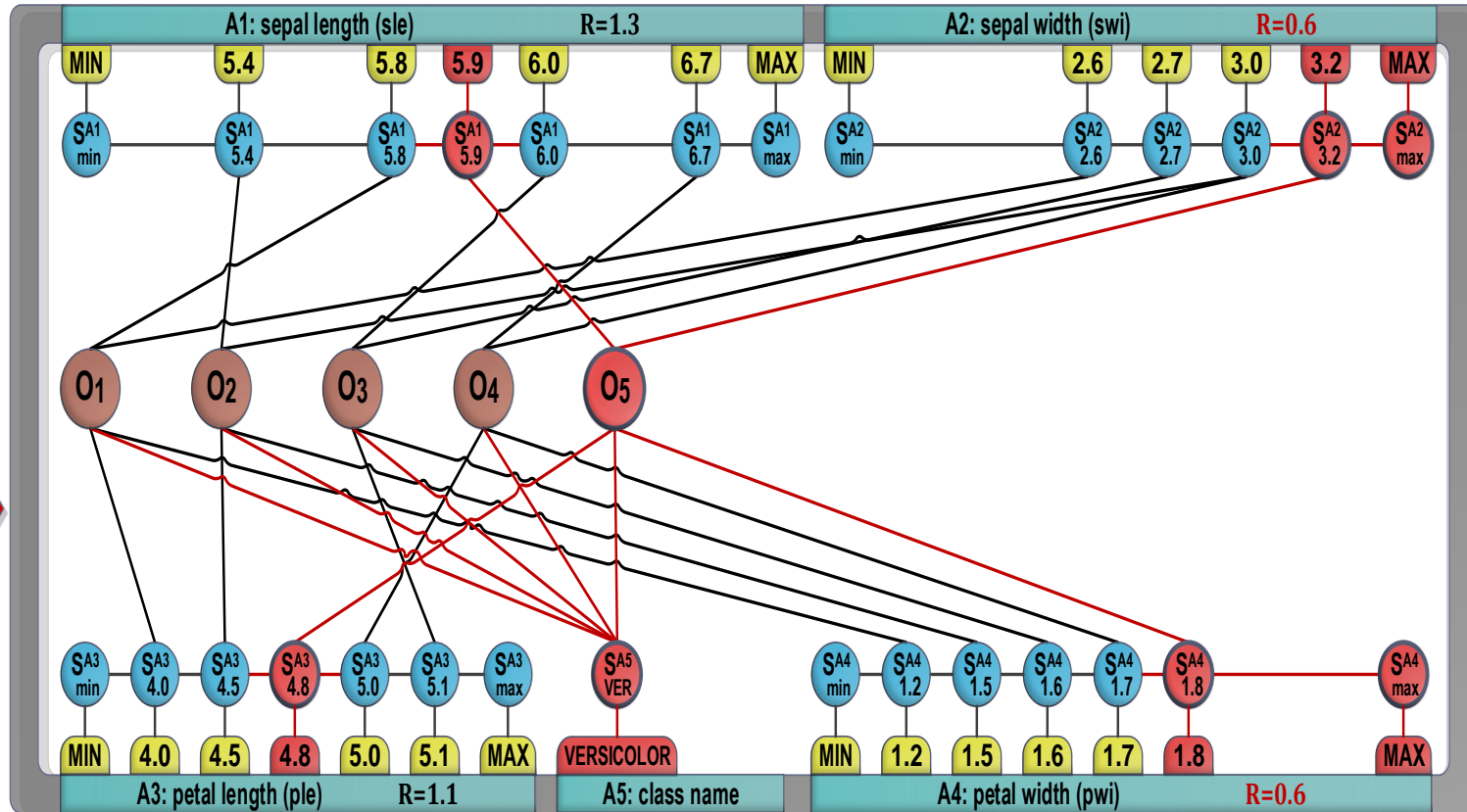


**SORTED SUBSET
OF IRIS
PATTERNS**



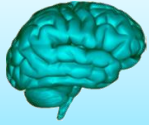
Attributes					
	sle	swi	ple	pwi	class name
R1	5.8	2.6	4.0	1.2	VERSCOLOR
R2	5.4	3.0	4.5	1.5	VERSCOLOR
R3	6.0	2.7	5.1	1.6	VERSCOLOR
R4	6.7	3.0	5.0	1.7	VERSCOLOR
R5	5.9	3.2	4.8	1.8	VERSCOLOR
R6	6.0	2.2	5.0	1.5	VIRGINICA
R7	4.9	2.5	4.5	1.7	VIRGINICA
R8	6.0	3.0	4.8	1.8	VIRGINICA
R9	5.8	2.7	5.1	1.9	VIRGINICA
R10	5.7	2.5	5.0	2.0	VIRGINICA
R11	6.5	3.2	5.1	2.0	VIRGINICA

STEP 7



KROK 7. Utworzenie reprezentacji 5. obiektu

Czasami dochodzi do aktywacji sensorów MIN lub MAX, gdy pojawiająca się na wejściu sensorycznym wartość jest minimalna lub maksymalna. Te sensory przełączają swoje połączenia zgodnie z ASSORT.



SORTOWANIE ASSORT DLA WZORCÓW IRIS NA AANG

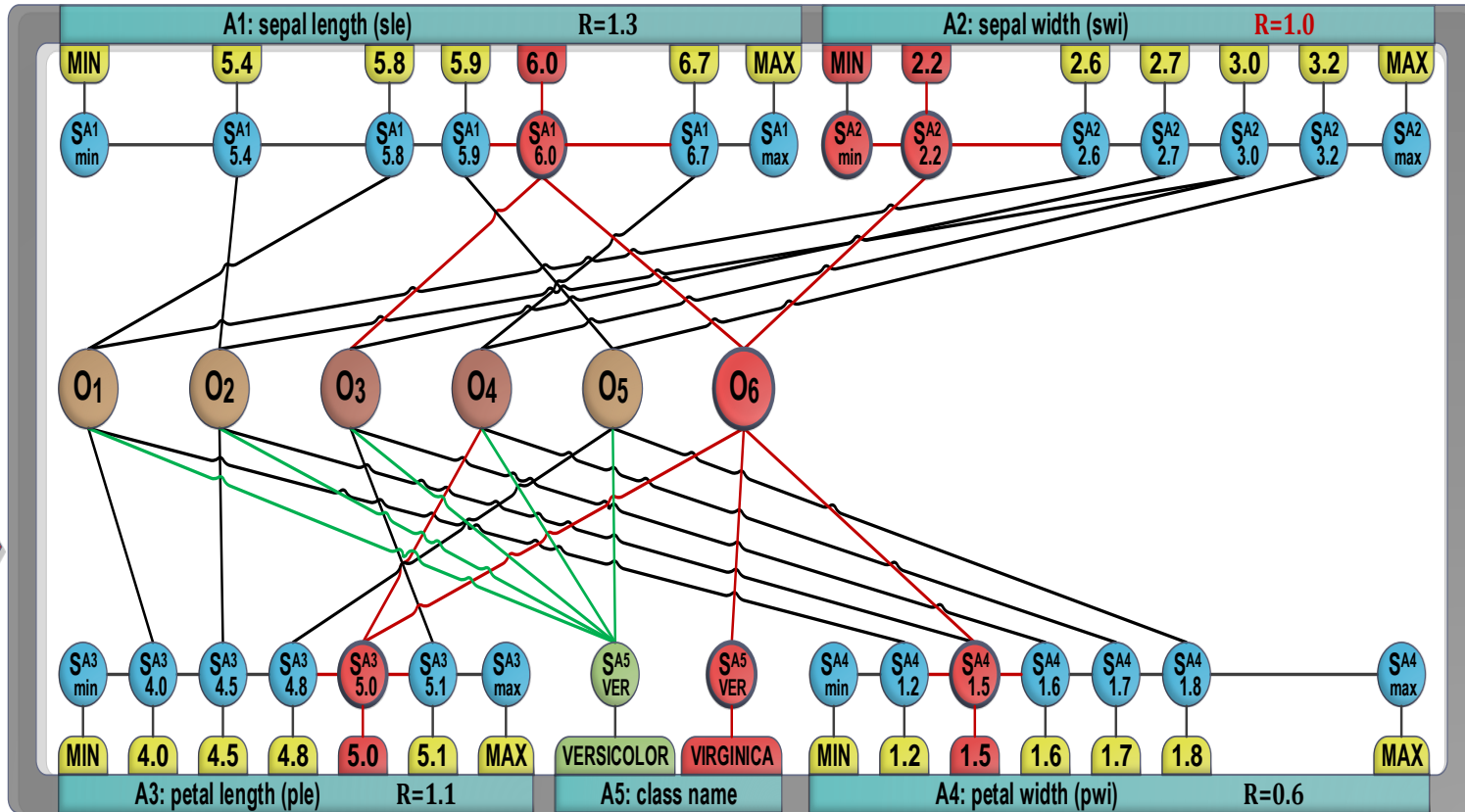


**SORTED SUBSET
OF IRIS
PATTERNS**



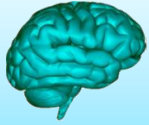
Attributes					
	sle	swi	ple	pwi	class name
R1	5.8	2.6	4.0	1.2	VERSICOLOR
R2	5.4	3.0	4.5	1.5	VERSICOLOR
R3	6.0	2.7	5.1	1.6	VERSICOLOR
R4	6.7	3.0	5.0	1.7	VERSICOLOR
R5	5.9	3.2	4.8	1.8	VERSICOLOR
R6	6.0	2.2	5.0	1.5	VIRGINICA
R7	4.9	2.5	4.5	1.7	VIRGINICA
R8	6.0	3.0	4.8	1.8	VIRGINICA
R9	5.8	2.7	5.1	1.9	VIRGINICA
R10	5.7	2.5	5.0	2.0	VIRGINICA
R11	6.5	3.2	5.1	2.0	VIRGINICA

STEP 8



KROK 8. Utworzenie reprezentacji 6. obiektu

Wraz z dodawaniem kolejnych wzorców rośnie ilość agregacji reprezentowanych już wcześniej wartości (tutaj 6,0 dla A1 oraz 5,0 dla A3), co wpływa na oszczędność reprezentacji danych.



SORTOWANIE ASSORT DLA WZORCÓW IRIS NA AANG

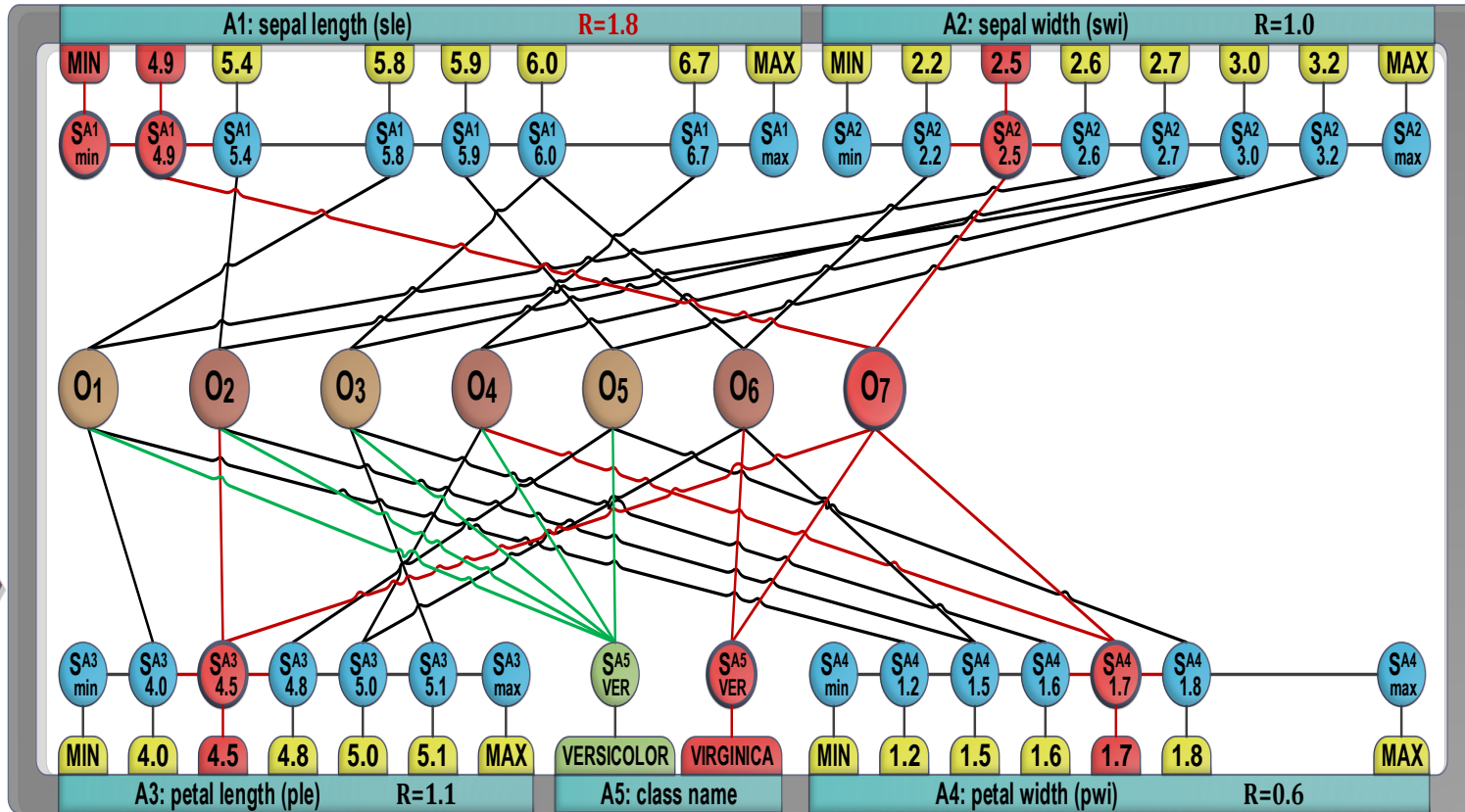


**SORTED SUBSET
OF IRIS
PATTERNS**



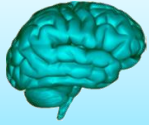
Attributes					
	sle	swi	ple	pwi	class name
R1	5.8	2.6	4.0	1.2	VERSICOLOR
R2	5.4	3.0	4.5	1.5	VERSICOLOR
R3	6.0	2.7	5.1	1.6	VERSICOLOR
R4	6.7	3.0	5.0	1.7	VERSICOLOR
R5	5.9	3.2	4.8	1.8	VERSICOLOR
R6	6.0	2.2	5.0	1.5	VIRGINICA
R7	4.9	2.5	4.5	1.7	VIRGINICA
R8	6.0	3.0	4.8	1.8	VIRGINICA
R9	5.8	2.7	5.1	1.9	VIRGINICA
R10	5.7	2.5	5.0	2.0	VIRGINICA
R11	6.5	3.2	5.1	2.0	VIRGINICA

STEP 9



KROK 9. Utworzenie reprezentacji 7. obiektu

Kolejne agregacje obiektów umożliwiają automatyczne tworzenie związków asocjacyjnych pomiędzy obiektami, np. 4,5 dla A3 łączy obiekty R2 i R7, zaś 1,7 dla A4 łączy obiekty R3 i R7.



SORTOWANIE ASSORT DLA WZORCÓW IRIS NA AANG

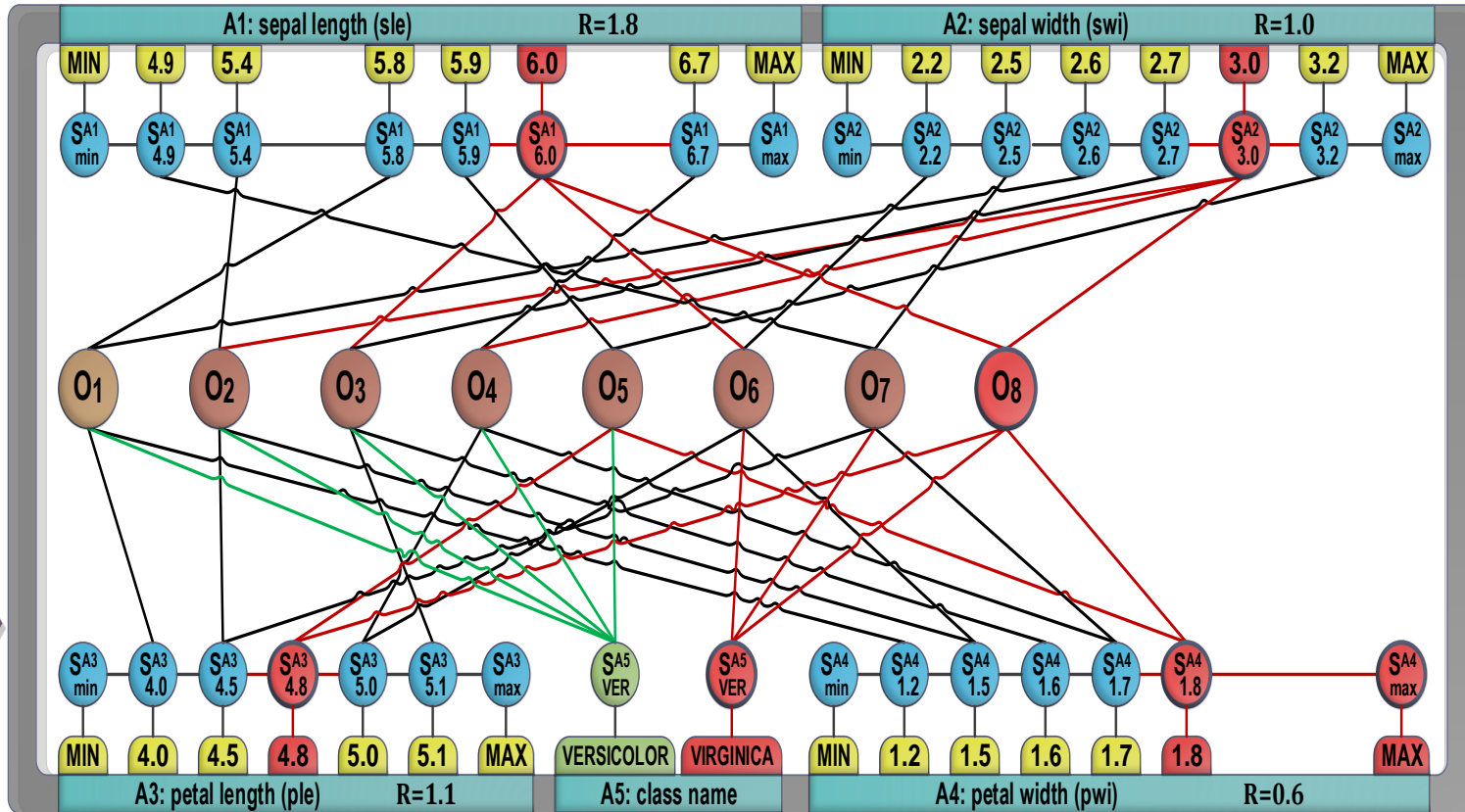


**SORTED SUBSET
OF IRIS
PATTERNS**



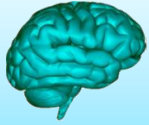
Attributes					
	sle	swi	ple	pwi	class name
R1	5.8	2.6	4.0	1.2	VERSICOLOR
R2	5.4	3.0	4.5	1.5	VERSICOLOR
R3	6.0	2.7	5.1	1.6	VERSICOLOR
R4	6.7	3.0	5.0	1.7	VERSICOLOR
R5	5.9	3.2	4.8	1.8	VERSICOLOR
R6	6.0	2.2	5.0	1.5	VIRGINICA
R7	4.9	2.5	4.5	1.7	VIRGINICA
R8	6.0	3.0	4.8	1.8	VIRGINICA
R9	5.8	2.7	5.1	1.9	VIRGINICA
R10	5.7	2.5	5.0	2.0	VIRGINICA
R11	6.5	3.2	5.1	2.0	VIRGINICA

STEP 10



KROK 10. Utworzenie reprezentacji 8. obiektu

Agregacje umożliwiają również osiągnięcie automatycznego grupowania (klasteryzacji) obiektów względem dowolnej wartości agregującej, jak również podobnych wartości połączonych ze sobą.



SORTOWANIE ASSORT DLA WZORCÓW IRIS NA AANG

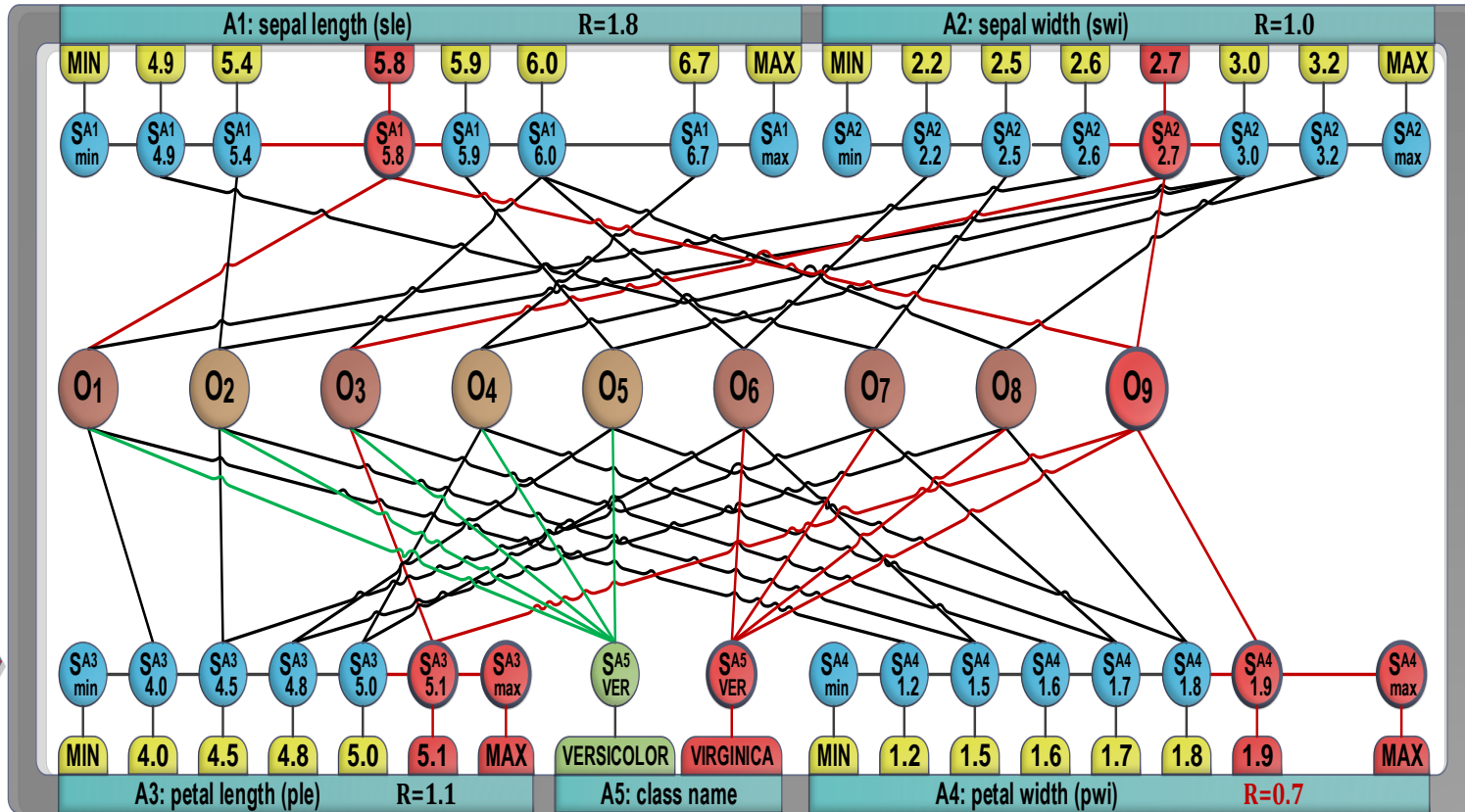


**SORTED SUBSET
OF IRIS
PATTERNS**



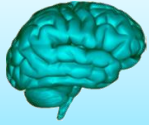
Attributes					
	sle	swi	ple	pwi	class name
R1	5.8	2.6	4.0	1.2	VERSCOLOR
R2	5.4	3.0	4.5	1.5	VERSCOLOR
R3	6.0	2.7	5.1	1.6	VERSCOLOR
R4	6.7	3.0	5.0	1.7	VERSCOLOR
R5	5.9	3.2	4.8	1.8	VERSCOLOR
R6	6.0	2.2	5.0	1.5	VIRGINICA
R7	4.9	2.5	4.5	1.7	VIRGINICA
R8	6.0	3.0	4.8	1.8	VIRGINICA
R9	5.8	2.7	5.1	1.9	VIRGINICA
R10	5.7	2.5	5.0	2.0	VIRGINICA
R11	6.5	3.2	5.1	2.0	VIRGINICA

STEP 11



KROK 11. Utworzenie reprezentacji 9. obiektu

Agregacje występują najczęściej tam, gdzie istnieją naturalne klasy (tutaj: VERSCOLOR i VIRGINICA), lecz nie są jedynymi możliwymi. Graf AANG szybko umożliwi dowolne grupowania (filtrację).



SORTOWANIE ASSORT DLA WZORCÓW IRIS NA AANG

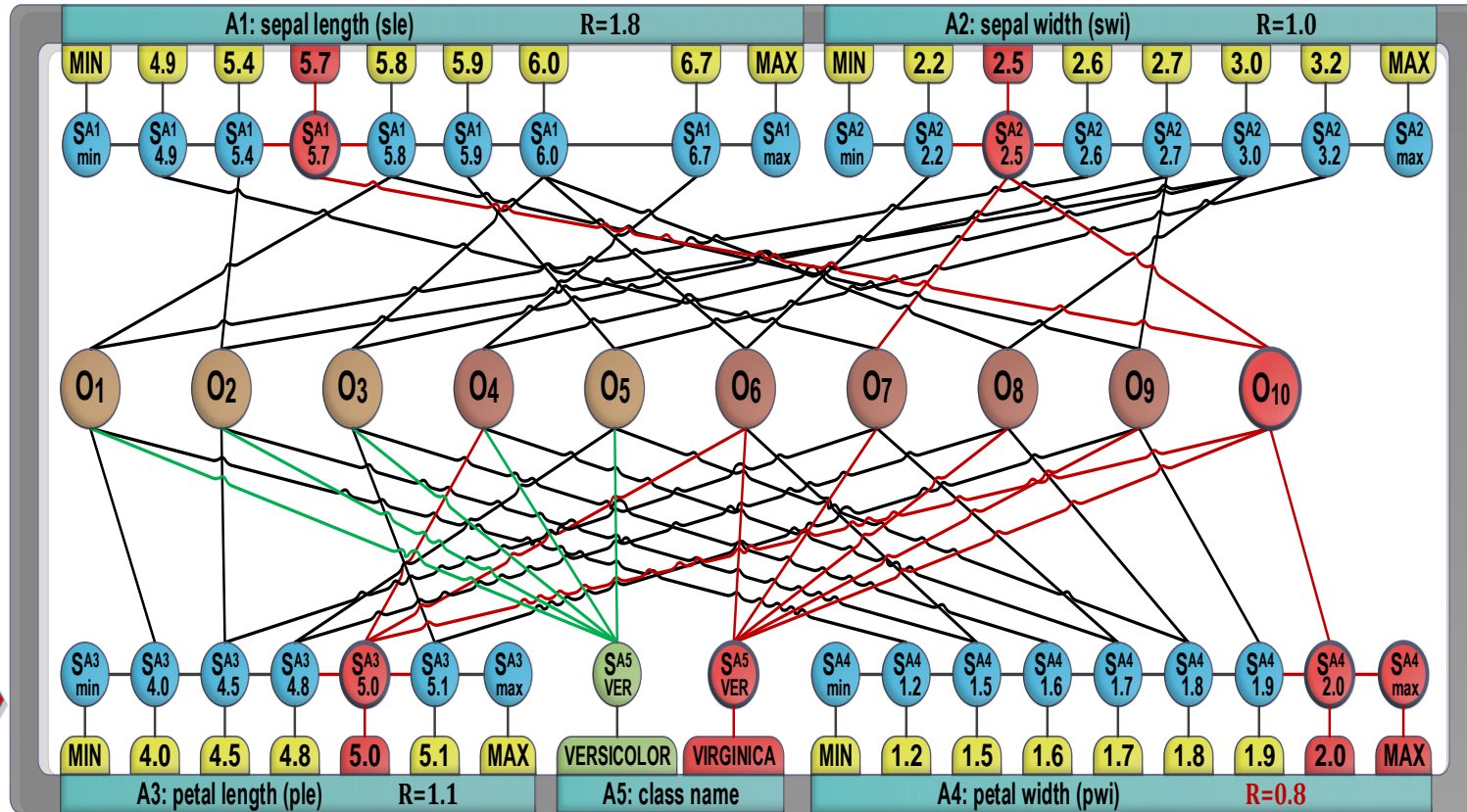


**SORTED SUBSET
OF IRIS
PATTERNS**



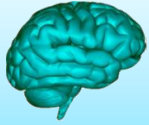
Attributes					
	sle	swi	ple	pwi	class name
R1	5.8	2.6	4.0	1.2	VERSICOLOR
R2	5.4	3.0	4.5	1.5	VERSICOLOR
R3	6.0	2.7	5.1	1.6	VERSICOLOR
R4	6.7	3.0	5.0	1.7	VERSICOLOR
R5	5.9	3.2	4.8	1.8	VERSICOLOR
R6	6.0	2.2	5.0	1.5	VIRGINICA
R7	4.9	2.5	4.5	1.7	VIRGINICA
R8	6.0	3.0	4.8	1.8	VIRGINICA
R9	5.8	2.7	5.1	1.9	VIRGINICA
R10	5.7	2.5	5.0	2.0	VIRGINICA
R11	6.5	3.2	5.1	2.0	VIRGINICA

STEP 12



KROK 12. Utworzenie reprezentacji 10. obiektu

Agregacje mogą grupować wiele obiektów (np. 5,0 dla A3 naturalnie kojarzy ze sobą R4, R6 i R10). Takie skojarzenia mogą być błyskawicznie odnajdywane w czasie stałym!



SORTOWANIE ASSORT DLA WZORCÓW IRIS NA AANG

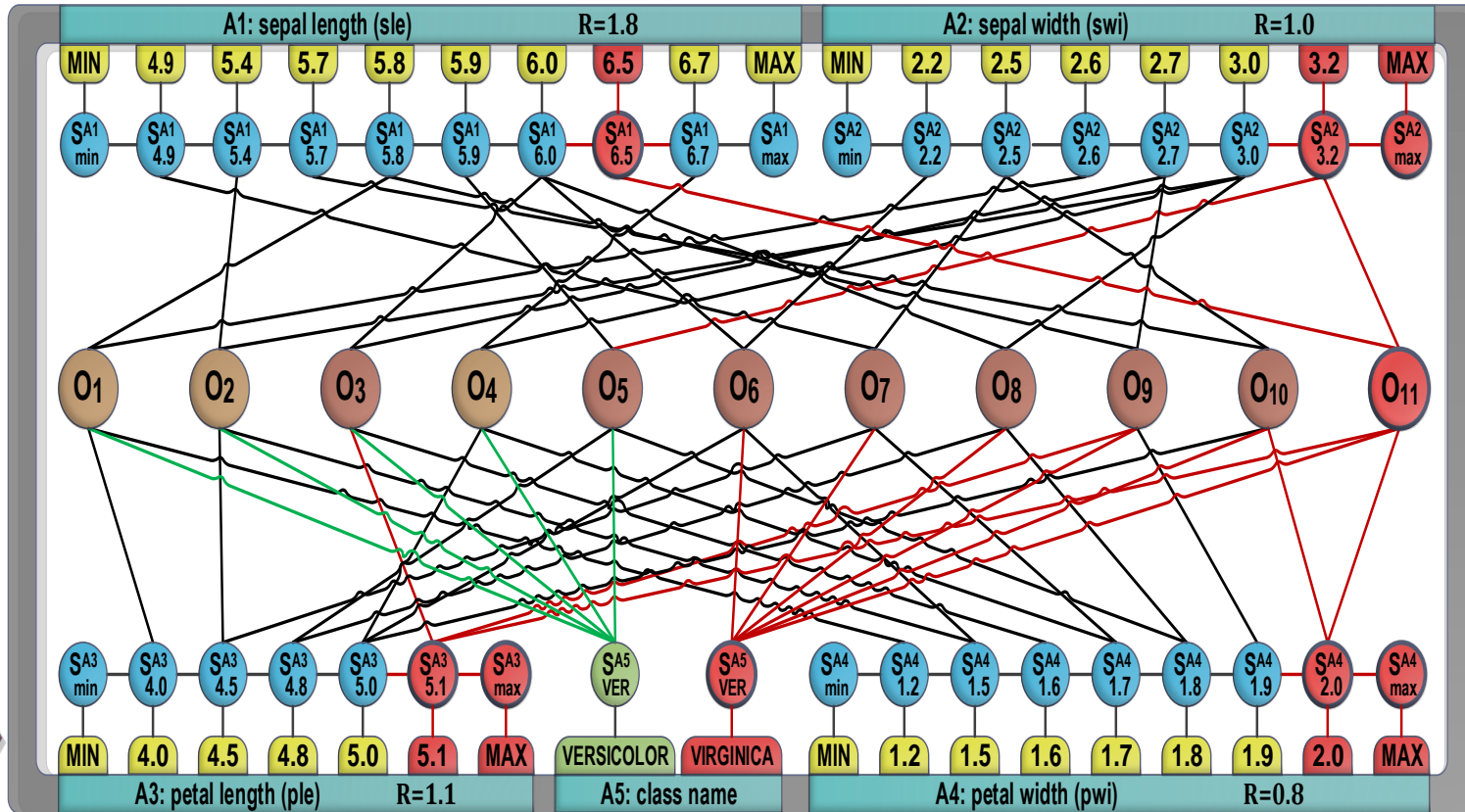


**SORTED SUBSET
OF IRIS
PATTERNS**



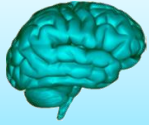
Attributes					
	sle	swi	ple	pwi	class name
R1	5.8	2.6	4.0	1.2	VERSICOLOR
R2	5.4	3.0	4.5	1.5	VERSICOLOR
R3	6.0	2.7	5.1	1.6	VERSICOLOR
R4	6.7	3.0	5.0	1.7	VERSICOLOR
R5	5.9	3.2	4.8	1.8	VERSICOLOR
R6	6.0	2.2	5.0	1.5	VIRGINICA
R7	4.9	2.5	4.5	1.7	VIRGINICA
R8	6.0	3.0	4.8	1.8	VIRGINICA
R9	5.8	2.7	5.1	1.9	VIRGINICA
R10	5.7	2.5	5.0	2.0	VIRGINICA
R11	6.5	3.2	5.1	2.0	VIRGINICA

STEP 13



KROK 13. Utworzenie reprezentacji 11. obiektu

Zbudowany aktywny asocjacyjny graf neuronowy przy pomocy ASSORTa może następnie służyć do szybkiego wnioskowania na temat różnych relacji zakodowanych w tej asocjacyjnej strukturze!



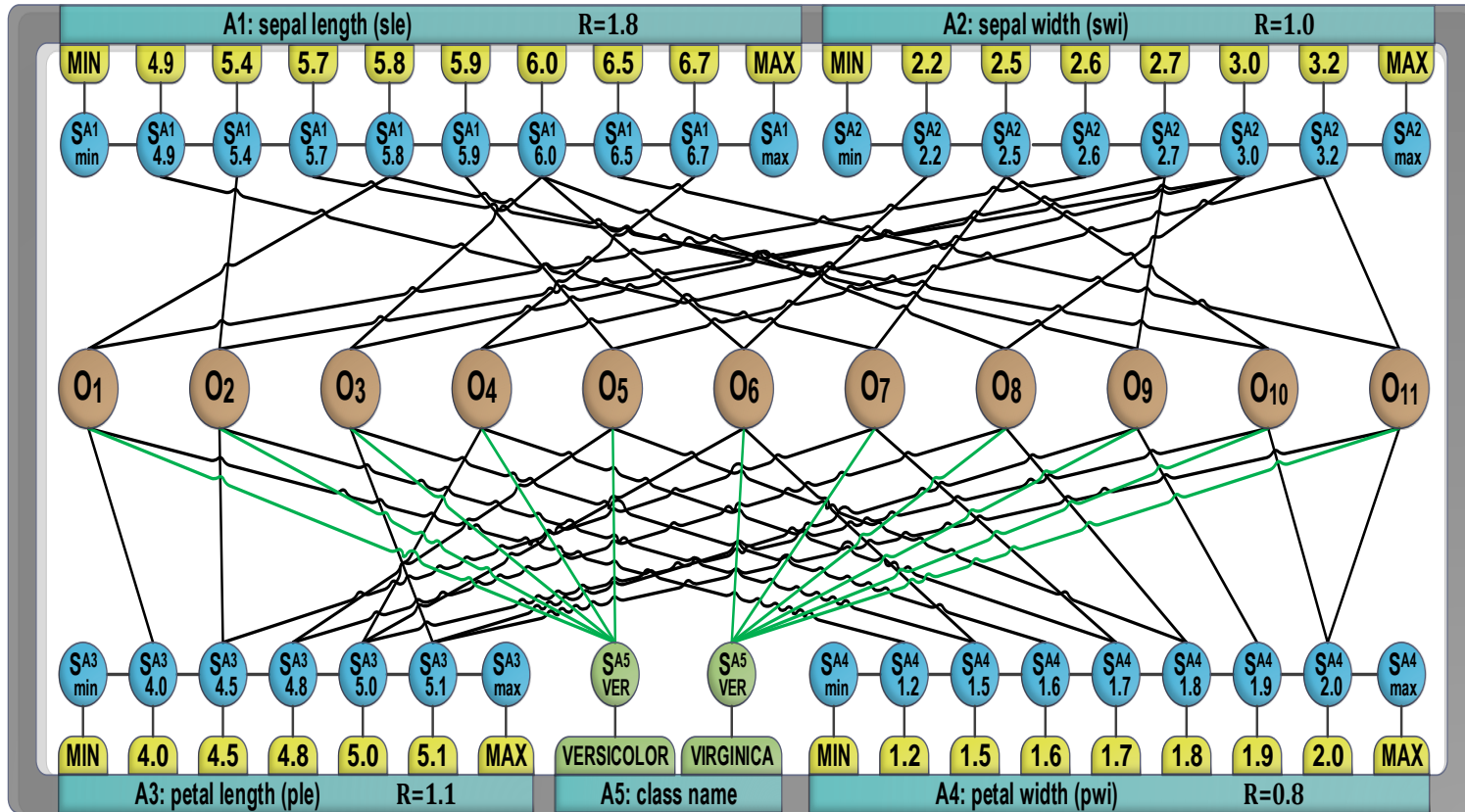
WYNIK SORTOWANIA ASSORT DLA WZORCÓW



**SORTED SUBSET
OF IRIS
PATTERNS** →

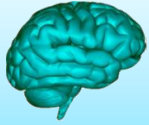
Attributes					
	sle	swi	ple	pwi	class name
R1	5.8	2.6	4.0	1.2	VERSCOLOR
R2	5.4	3.0	4.5	1.5	VERSCOLOR
R3	6.0	2.7	5.1	1.6	VERSCOLOR
R4	6.7	3.0	5.0	1.7	VERSCOLOR
R5	5.9	3.2	4.8	1.8	VERSCOLOR
R6	6.0	2.2	5.0	1.5	VIRGINICA
R7	4.9	2.5	4.5	1.7	VIRGINICA
R8	6.0	3.0	4.8	1.8	VIRGINICA
R9	5.8	2.7	5.1	1.9	VIRGINICA
R10	5.7	2.5	5.0	2.0	VIRGINICA
R11	6.5	3.2	5.1	2.0	VIRGINICA

STEP 14



W WYNIKU SORTOWANIA ASOCJACYJNEGO ZOSTAŁA UTWORZONA GRAFOWA STRUKTURA AANG

Wynikowa grafowa neuronowa struktura asocjacyjna reprezentuje wszystkie sortowane obiekty posortowane równocześnie względem wszystkich atrybutów. To jednak nie wszystko!



PRZYKŁAD WNIOSKOWANIA I OBLICZEŃ ASOCJACYJNYCH



W CELU WYKORZYSTANIA AANG DO WNIOSKOWANIA POBUDZAMY SIĘĆ NEURONOWĄ

Pokazujemy sieci neuronowej AANG jakiś nowy wzorec o nieokreślonej klasie pobudzając jego atrybutami odpowiednie pola sensoryczne przez pewien okres czasu:

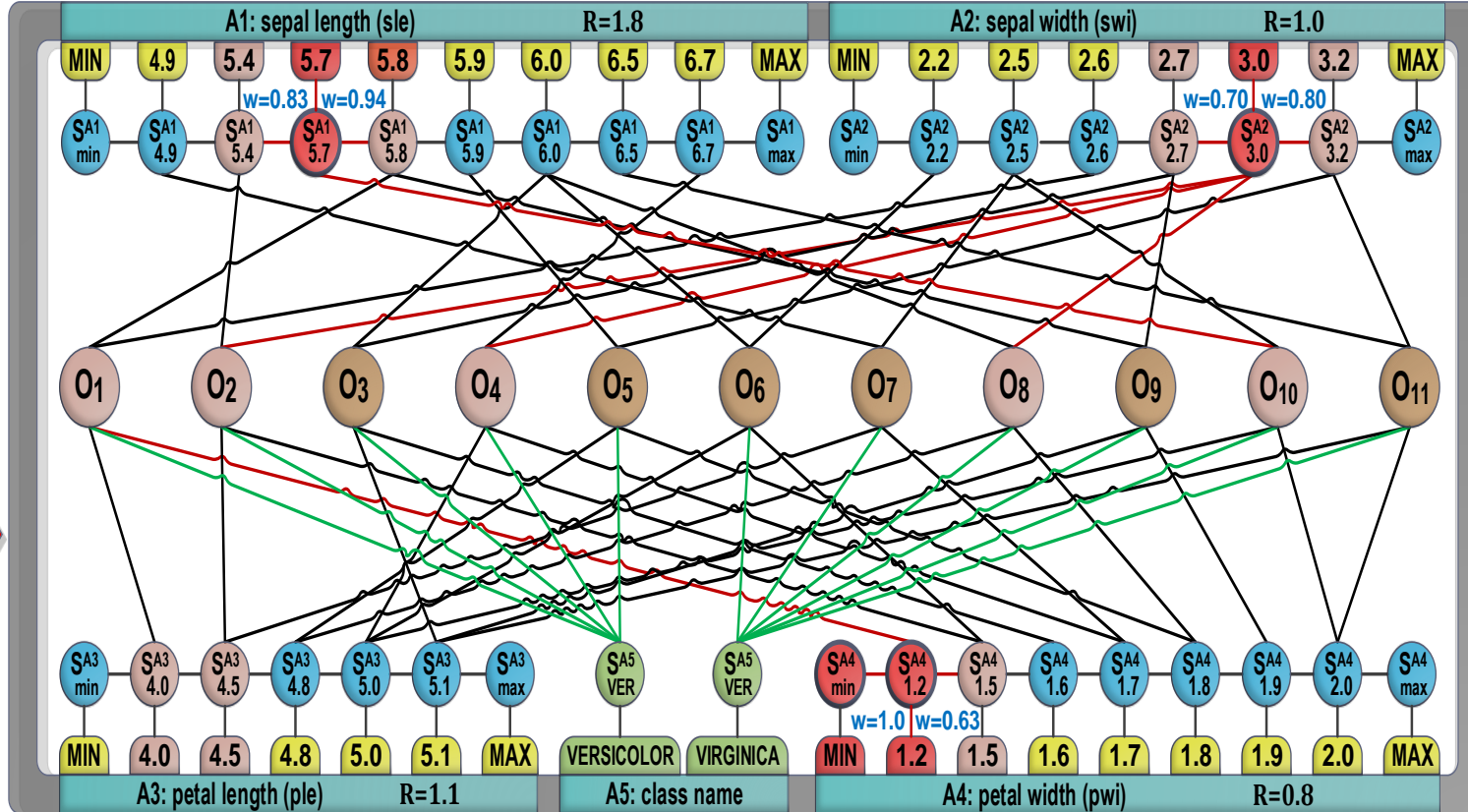
Stimulation time

$t = 1.0$

Externally stimulate input sensory fields to get an answer about input data.

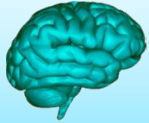


Nothing happens but stimulate further on until the neurons will draw conclusions.



BRAK AKTYWNEJ REAKCJI NEURONÓW?

Na razie neurony nie zareagowały? Może zbyt krótko pobudzaliśmy sieć neuronową? Pamiętajmy, iż w sztucznych systemach skojarzeniowych czas jest czynnikiem obliczeniowym, więc pobudzajmy dalej.



PRZYKŁAD WNIOSKOWANIA I OBLICZEŃ ASOCJACYJNYCH



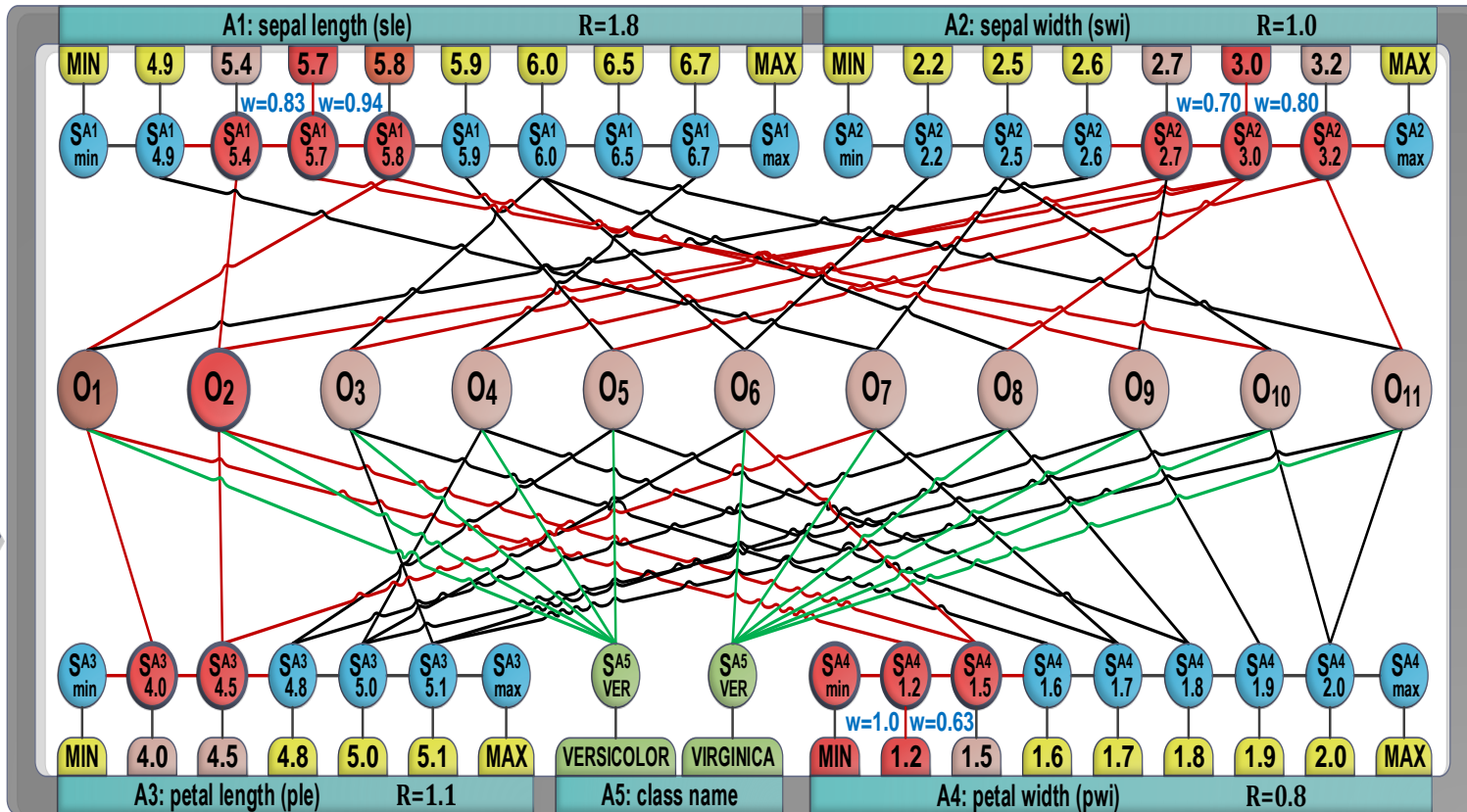
W CELU WYKORZYSTANIA AANG DO WNIOSKOWANIA POBUDZAMY SIĘ NEURONOWĄ DALEJ

Po upływie nieco dłuższego czasu doszło do aktywacji kolejnych neuronów, które łądowały się wolniej na skutek ich pobudzenia przez słabiej pobudzone receptory na wejściu sieci.

Stimulation time

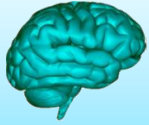
$t = 1.25$

Further stimulate input sensory fields until the neurons will conclude something about input data.



TYM RAZEM OTRZYMALIŚMY AKTYWACJĘ NEURONU O_2 REPREZENTUJĄCEGO WZORZEC UCZĄCY

Najszybciej aktywował się nam neuron O_2 , co wskazuje na to, iż jest on najbardziej podobny do zaprezentowanego na wejściu sieci wzorca należącego do nieznannej klasy.



PRZYKŁAD WNIOSKOWANIA I OBLICZEŃ ASOCJACYJNYCH



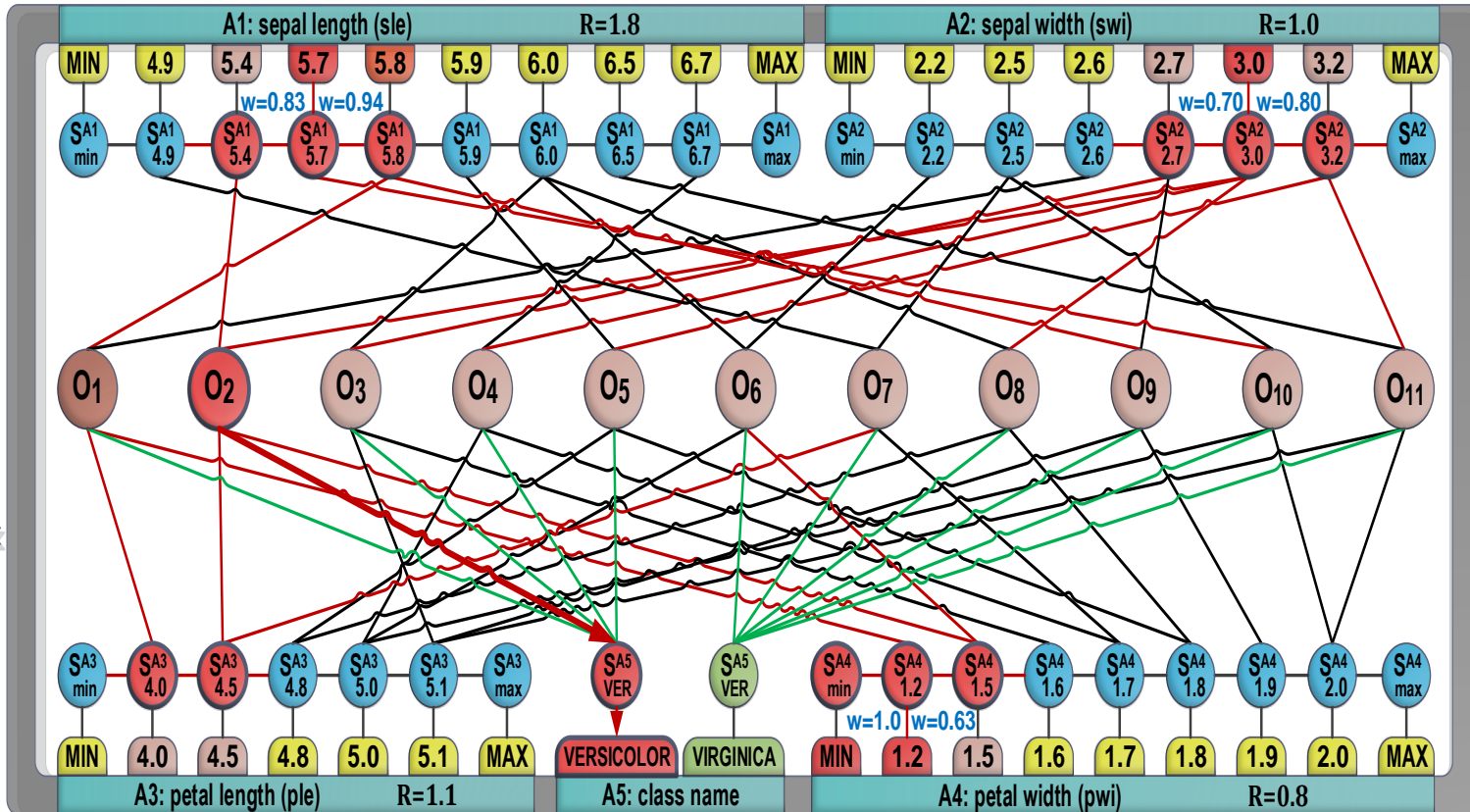
AKTYWOWANE NEURONY AUTOMATYCZNIE POBUDZAJĄ INNE POŁĄCZONE Z NIMI

Z neuronem O_2 jest powiązany neuron reprezentujący klasę VERSICOLOR. Waga tego powiązania równa jest progowi aktywacji tego neuronu. Dochodzi więc do jego aktywacji i odpowiedzi sieci.

Stimulation time

$t = 1.30$

Activated neuron O_2 stimulates the connected neuron representing the class Versicolor drawing the correct conclusion about the class of pattern R12.



Pattern R12 has been correctly classified as **VERSICOLOR**.

POBUDZENIE NEURONU REPREZENTUJĄCEGO PEWNĄ KLASĘ JEST OPOWIEDZIĄ SIECI

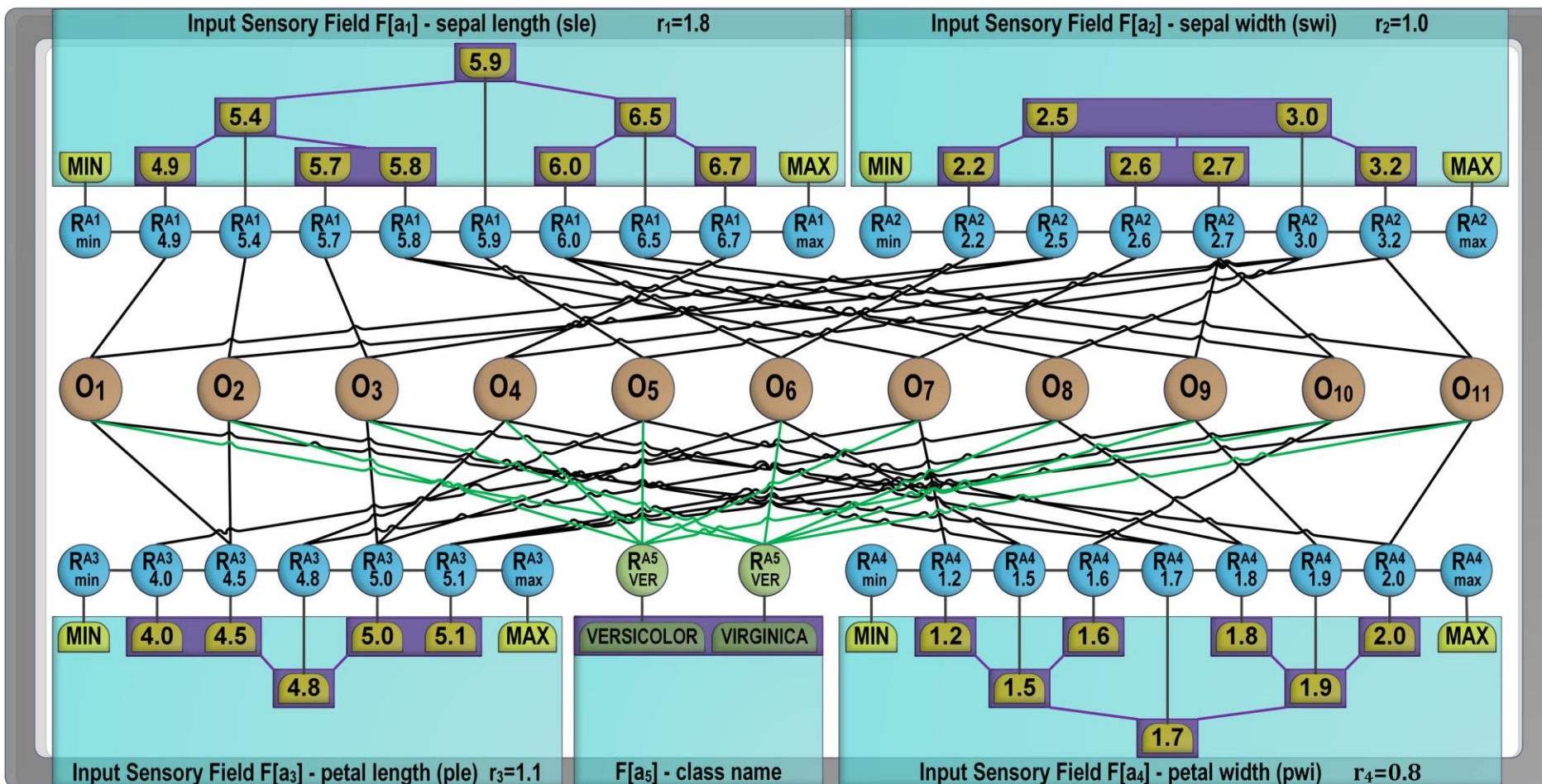
W taki sposób bez stosowania jakiegokolwiek algorytmu wnioskowania, przeszukiwania czy porównywania otrzymaliśmy odpowiedź wynikającą ze struktury połączeń asocjacyjnych.



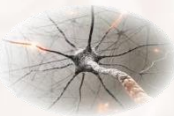
TWORZENIE AKTYWNYCH NEURONOWYCH STRUKTUR SKOJARZENIOWYCH



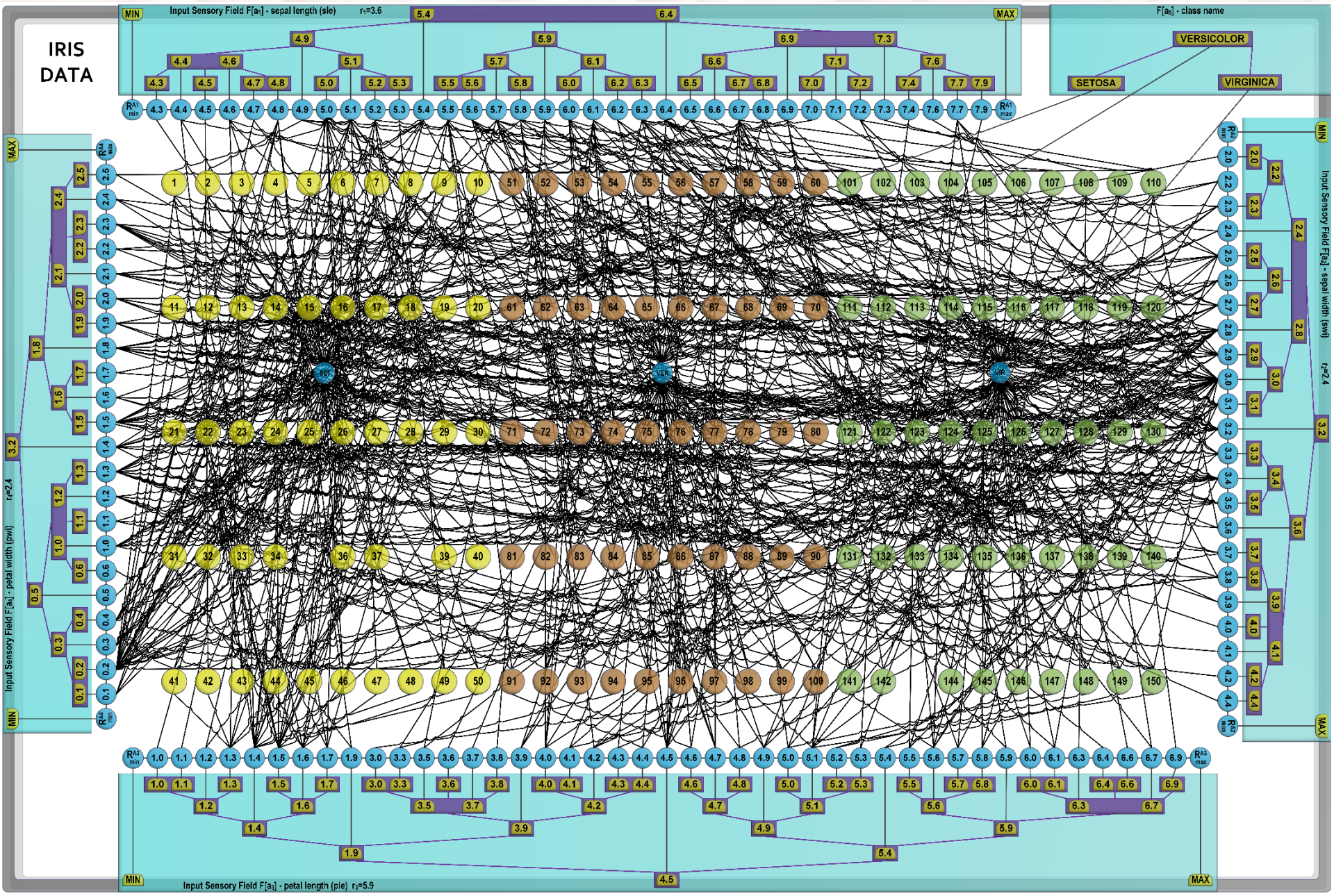
Istnieje też **szybka sekwencyjna realizacja metody sortowania skojarzeniowego ASSORT-2** wykorzystująca AVB-drzewa do organizacji sensorów w poszczególnych polach sensorycznych w celu wyszukiwania najbliższych (najbardziej podobnych) wartości reprezentowanych przez sensory do wartości przestawianych na wejściach sensorycznych:



AANG DLA CAŁEGO ZBIORU IRYSÓW Z ML REPOSITORY STOSUJĄCEGO AVB-DRZEWA DLA WARTOŚCI ATRYBUTÓW



IRIS DATA





CO MOŻNA OSIĄGNAĆ DZIĘKI SKOJARZENIOM



Aktywne asocjacyjne grafy neuronowe AANG umożliwiają:

- ✓ **Aktywne oddziaływanie** danych na siebie dzięki wykorzystaniu neuronów i grafowej struktury, która integruje dane, ich grupy i sekwencje, które są odpowiednio konsolidowane.
- ✓ **Automatycznie wywołanie** relacji występujących pomiędzy danymi w tabeli.
- ✓ **Sortowanie obiektów** dzięki neuronom wyposażonym w kontekstowo uruchamiane funkcje plastyczności wywołujące przypisane im działania, tj.:
 - tworzenie nowych połączeń,
 - zrywanie starych połączeń,
 - aktualizacja wag synaptycznych.
- ✓ **Lokalną realizację wszystkich obliczeń** wykonywanych w trakcie sortowania ASSORT bez udziału zewnętrznych algorytmów, które by iterowały po neuronach czy konsolidowały wyniki ich działania. Neurony bezwiednie dokonują sortowania, do którego dochodzi na skutek charakterystycznych dla nich operacji plastyczności, znanych z biologicznych układów nerwowych.
- ✓ **Posortowanie obiektów względem wszystkich atrybutów jednocześnie i równoległe** przy liniowej złożoności obliczeniowej $O(n)$ i bez to konieczności tworzenia dodatkowych indeksów stosowanych w relacyjnych bazach danych dla przyspieszenia wykonywanych na nich operacji.
- ✓ **Dodanie nowych obiektów równoległe** dla wszystkich atrybutów zachowując porządek przy stałej złożoności obliczeniowej $O(1)$ dla każdego z nich.
- ✓ **Automatyczne wnioskowanie** przez pobudzanie skojarzonych danych lub obiektów.



W JAKI SPOSÓB NEURONY WNIOSKUJĄ?

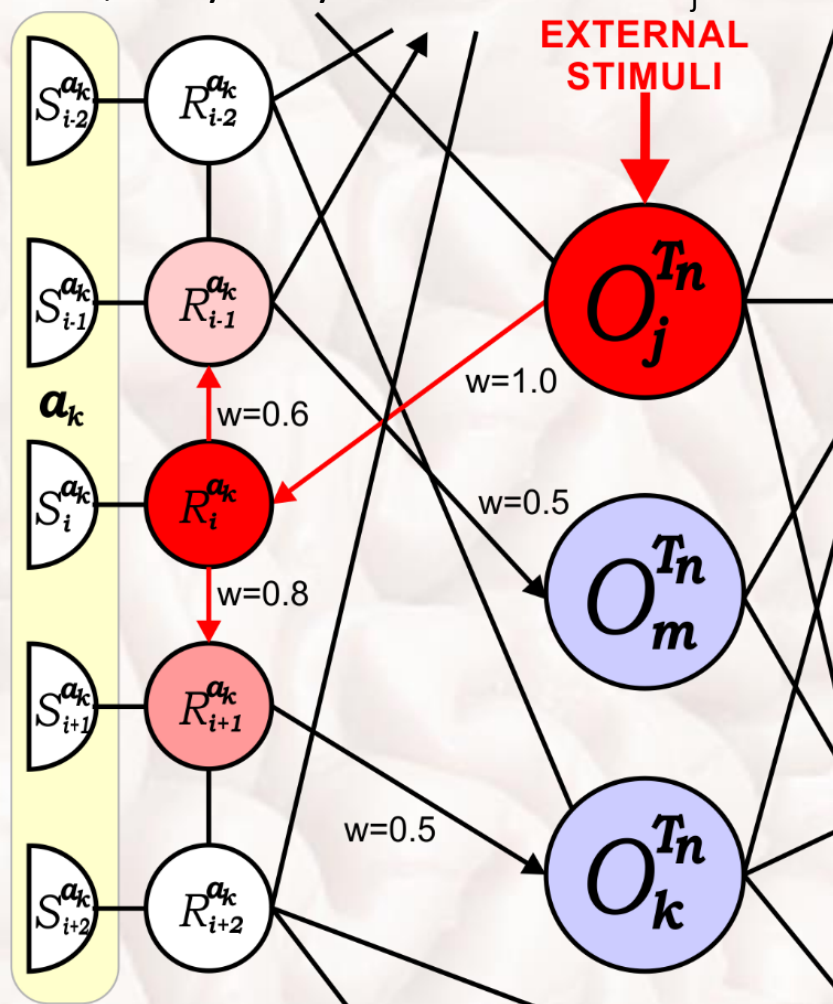


Aktywne asocjacyjne grafy neuronowe AANG potrafią połączyć ze sobą **wnioskowanie oparte o podobieństwo oraz następstwo** na podstawie utworzonego grafu neuronowego oraz jego parametrów. Na razie jednak skupmy się na **wnioskowaniu opartym tylko na podobieństwie**.

Weźmy do analizy mały wycinek tego grafu przy założeniu, iż wybrany neuron obiektu O_j może być przez pewien okres czasu pobudzany zewnątrz w celu znalezienia w grafie innych neuronów obiektów tego samego typu, które są do niego najbardziej podobne.

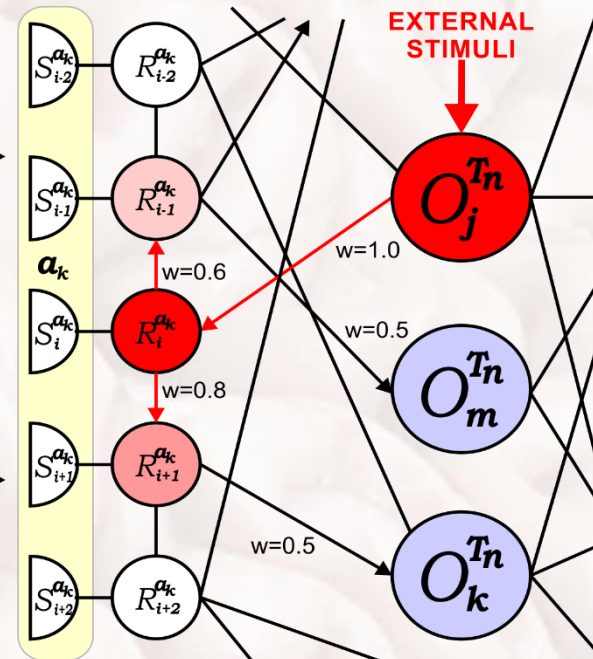
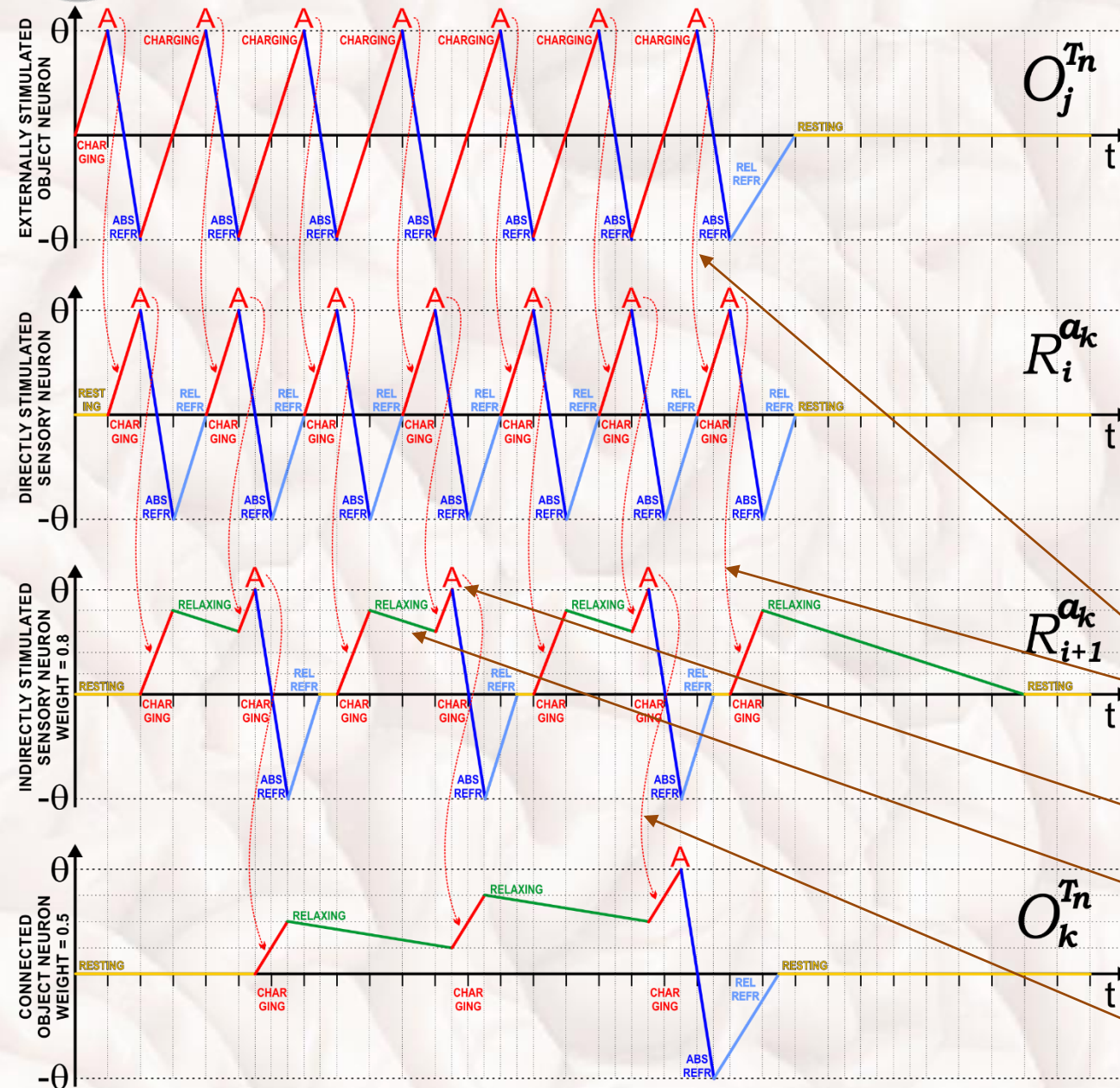
O stopniu podobieństwa decydować będzie czas, po którym takie neurony ulegną aktywacji.

Dla ułatwienia analizy weźmy pod uwagę tylko jeden neuron obiektu O_k , na który potencjalnie może oddziaływać inny neuron obiektu O_j **pobudzany zewnątrz przez pewien okres czasu**, który dowolnie może sobie ustalić użytkownik, w celu wykonania analizy podobieństwa pomiędzy obiektami reprezentowanymi przez neurony. Oddziaływanie jest możliwe dzięki **asocjacji podobieństwa** utrwalonym w grafie neuronowym, reprezentowanych przez **ważone połączenia** pomiędzy neuronami sensorycznymi R_i oraz R_{i+1} .





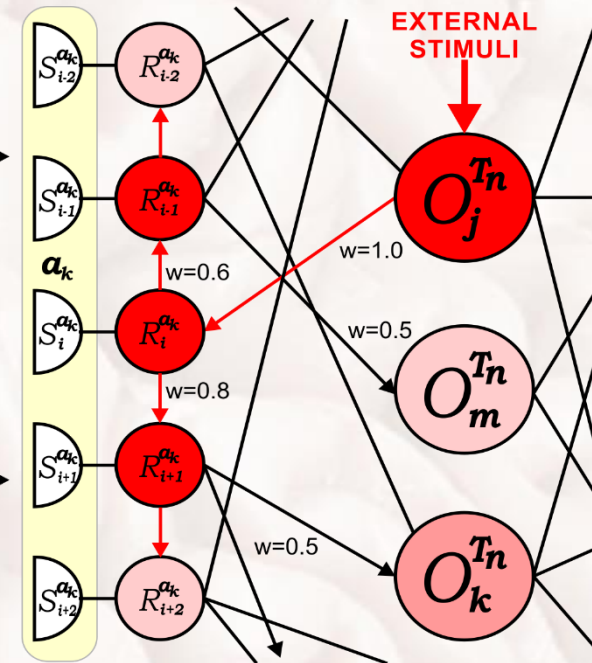
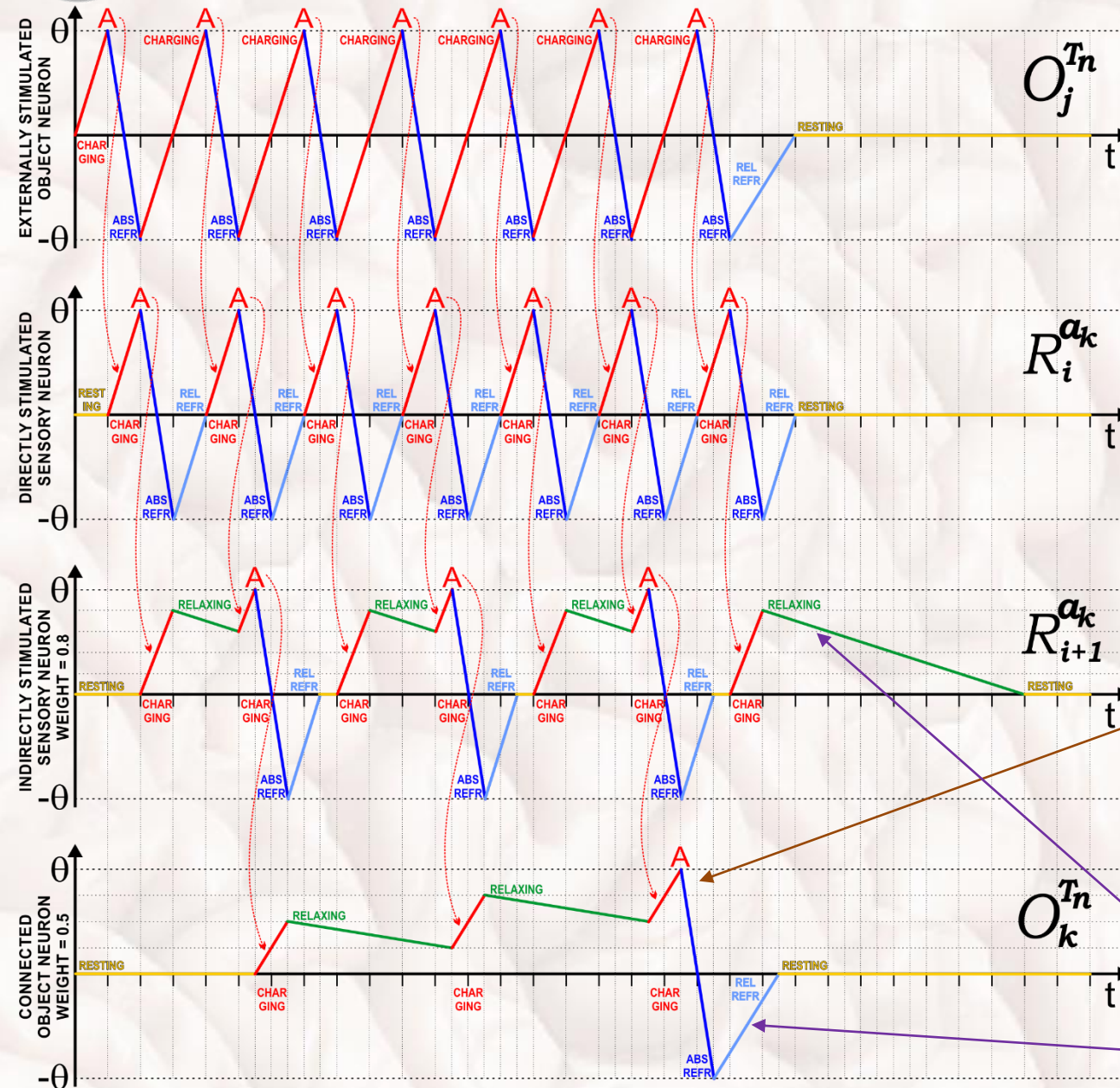
W JAKI SPOSÓB NEURONY WNIOSKUJĄ?



Każda aktywacja neuronu O_j pobudza i aktywuje neuron R_i , który pobudza sąsiednie połączone z nim neurony sensoryczne R_{i+1} oraz R_{i-1} z siłą równą wadze tych połączeń, czyli 0,8 oraz 0,6. Potrzebne jest więc **dwukrotne pobudzenie** tych neuronów, aby z uwzględnieniem **relaksacji** osiągnęły pobudzenie równe progom ich aktywacji θ , co umożliwi im aktywację, a następnie **pobudzenie** powiązanych z nimi neuronów, czyli również neuronu O_k .



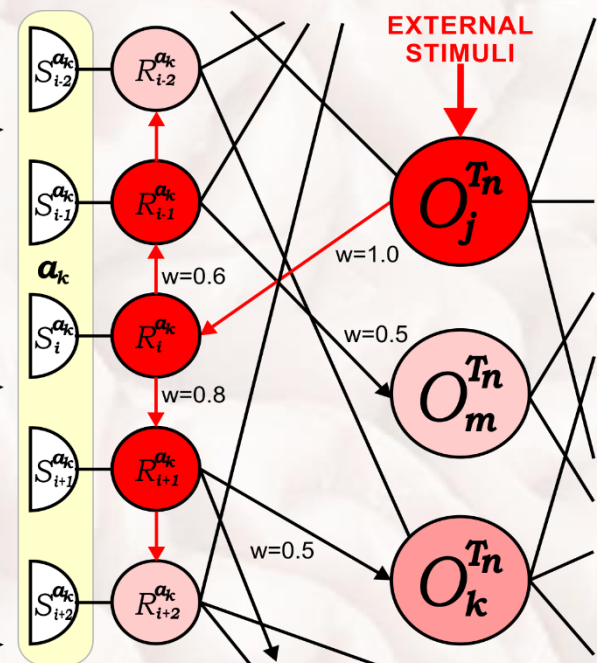
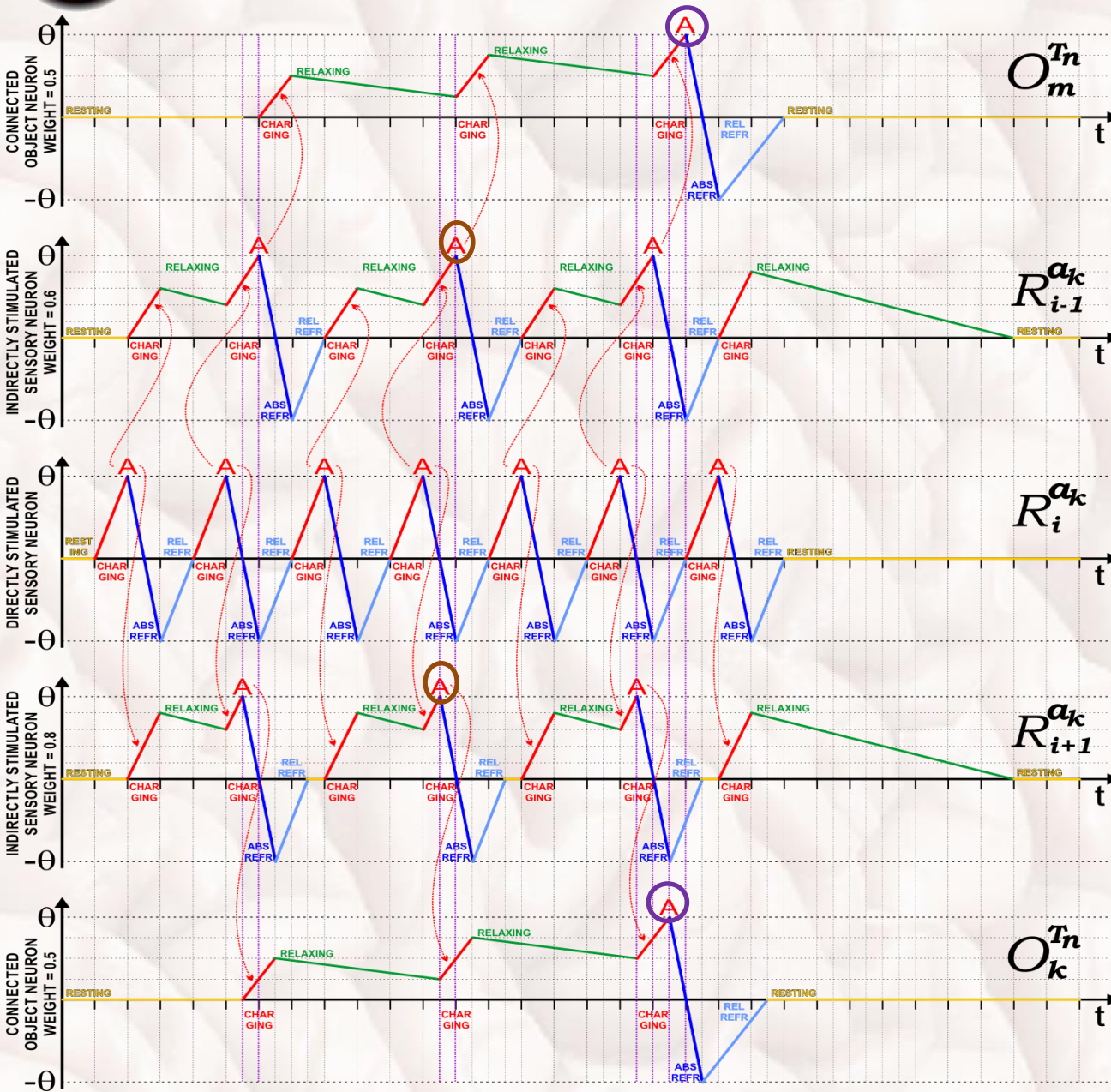
W JAKI SPOSÓB NEURONY WNIOSKUJĄ?



Jak widać z dolnego wykresu zmian stanu neuronu O_k wymaga on aż **trzykrotnego pobudzenia** poprzez łączące neurony R_{i+1} i O_k połączenie ważone wagą równą 0,5 do uzyskania przez ten neuron progu aktywacji θ równego 1.0. Warto również zwrócić uwagę na **proces relaksacji**, który dla aktualnie nie pobudzanych neuronów próbuje przywrócić je do stanu spoczynku. **Refrakcja względna** działa podobnie.



W JAKI SPOSÓB NEURONY WNIOSKUJĄ?



Neurony sensoryczne R_{i+1} oraz R_{i-1} pobudzone są z różną siłą zależną od wag połączeń od R_i , co przekłada się na poziom ich pobudzenia oraz moment osiągnięcia stanu aktywacji. Neuron R_{i+1} osiąga ten próg **wcześniej** niż neuron R_{i-1} , więc może **wcześniej** zacząć oddziaływać na neuron O_k niż neuron R_{i-1} na neuron O_m . Neuron O_k będzie też aktywowany **wcześniej** niż neuron O_m , co oznacza **większe podobieństwo** obiektu reprezentowanego przez neuron O_k niż przez neuron O_m . To jest zgodne z intuicją i realnym podobieństwem.



W JAKI SPOSÓB NEURONY WNIOSKUJĄ?

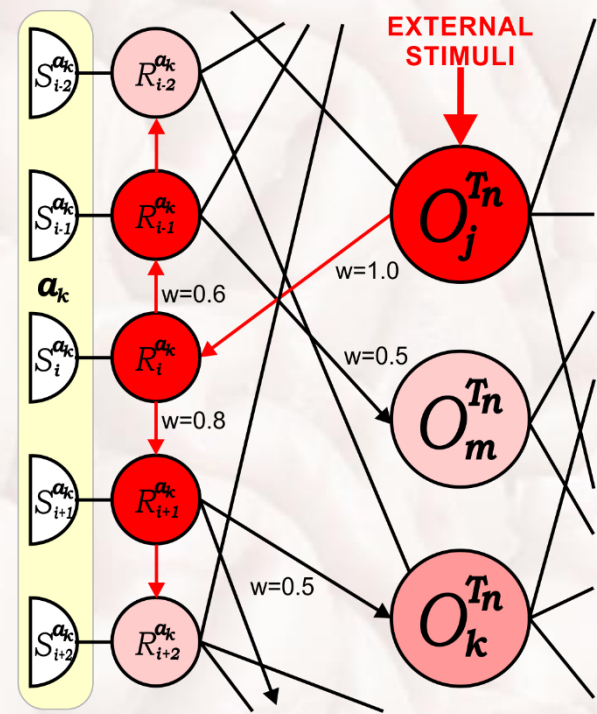
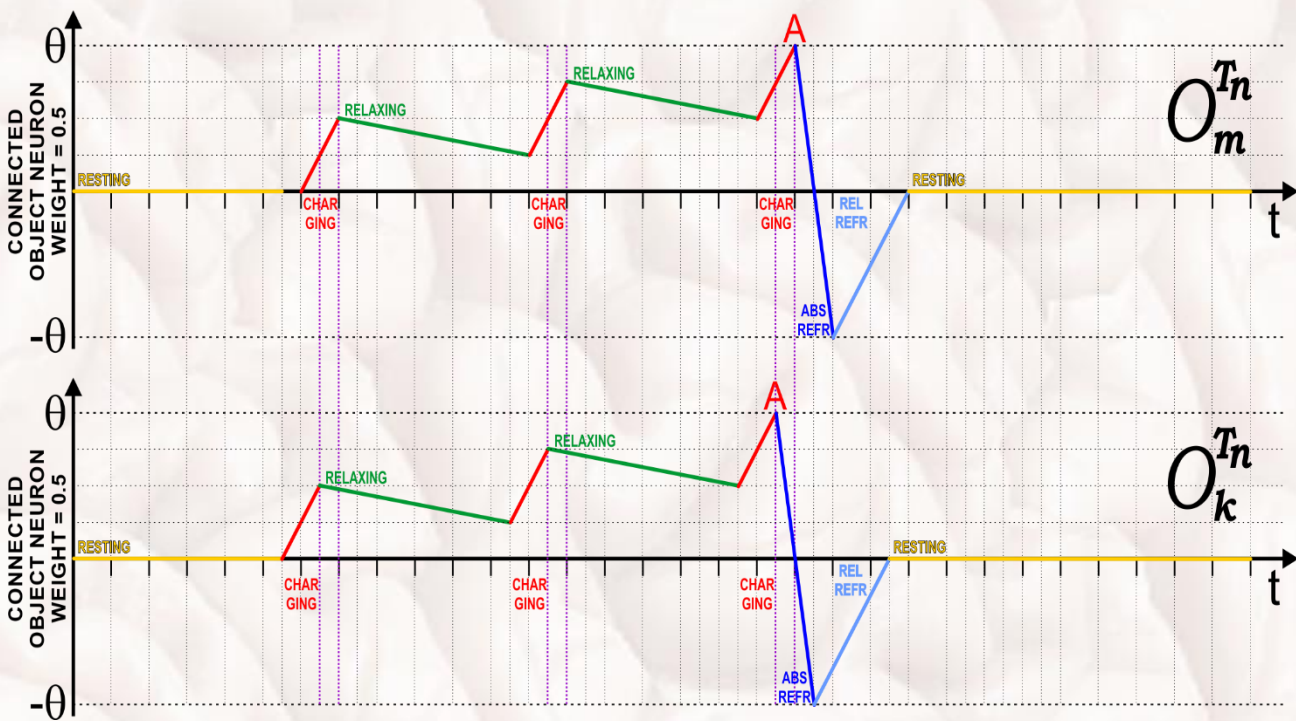


Przesunięcie w czasie aktywacji neuronów O_k i O_m wydawać się może mało lub zupełnie nieistotne, lecz właśnie to zjawisko ma kluczowe znaczenie dla działania biologicznych sieci neuronowych, jak również przedstawionych tutaj **asocjacyjnych grafów neuronowych**.

Różnica w czasie aktywacji tych neuronów reprezentujących różne obiekty informuje nas o słabszych i mocniejszych skojarzeniach z tymi obiektami, podobieństwie do tych obiektów.

W ogólności te różnice w czasie decydują o **procesach kognitywnych w ludzkim mózgu** oraz reakcjach myślowych, ruchowych, czuciowych... wpływając na zachowanie całej sieci.

W taki właśnie sposób **asocjacyjne neurony** automatycznie **wnioskują**, skojarzeniowo odpowiadając na zadane im pytanie w postaci ujawnienia związków łączących je z innymi.



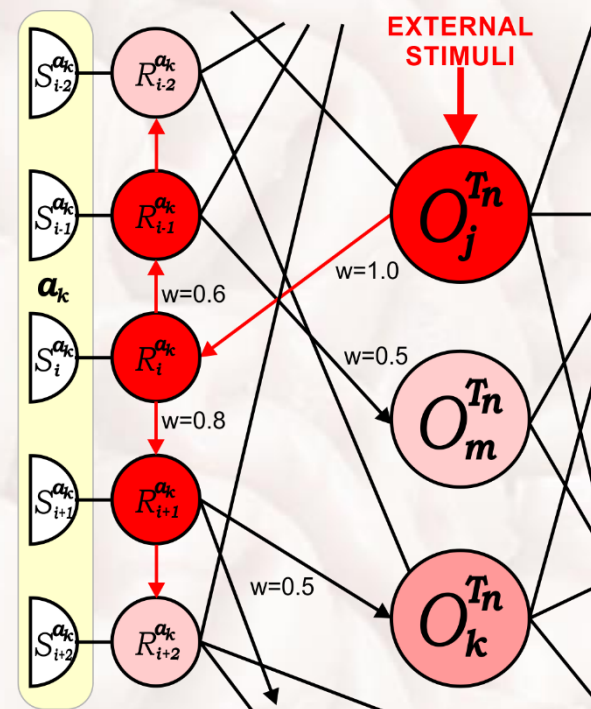
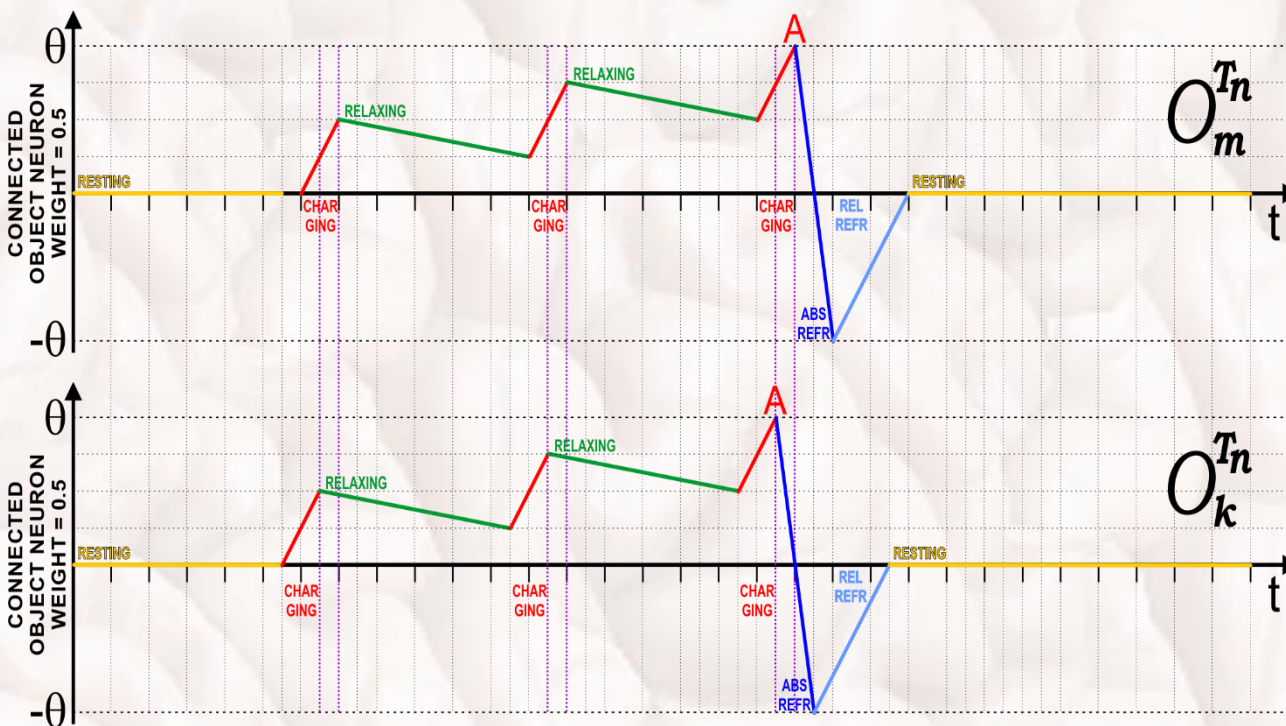


W JAKI SPOSÓB WYPROWADZIĆ WNIOSKI?



Poszukując więc odpowiedzi na pytanie o podobieństwo, grupy podobnych wzorców do wskazanego lub wskazanych, ew. do pewnego podzbioru cech lub przedziału ich wartości, wystarczy pobudzić odpowiednie neurony lub sensory, a następnie zapisać, które neurony (reprezent. obiekty lub cechy) w jakiej kolejności zostały aktywowane.

Chronologia aktywacji neuronów automatycznie wskaże nam **obiekty podobne**, ich grupy (**problem klasteryzacji**), jak również może udzielić odpowiedzi na temat brakujących cech definiujących te obiekty czy też wskazać, do jakiej klasy należą (**problem klasyfikacji**). Neurony dokonają więc **eksploracji wiedzy** automatycznie.

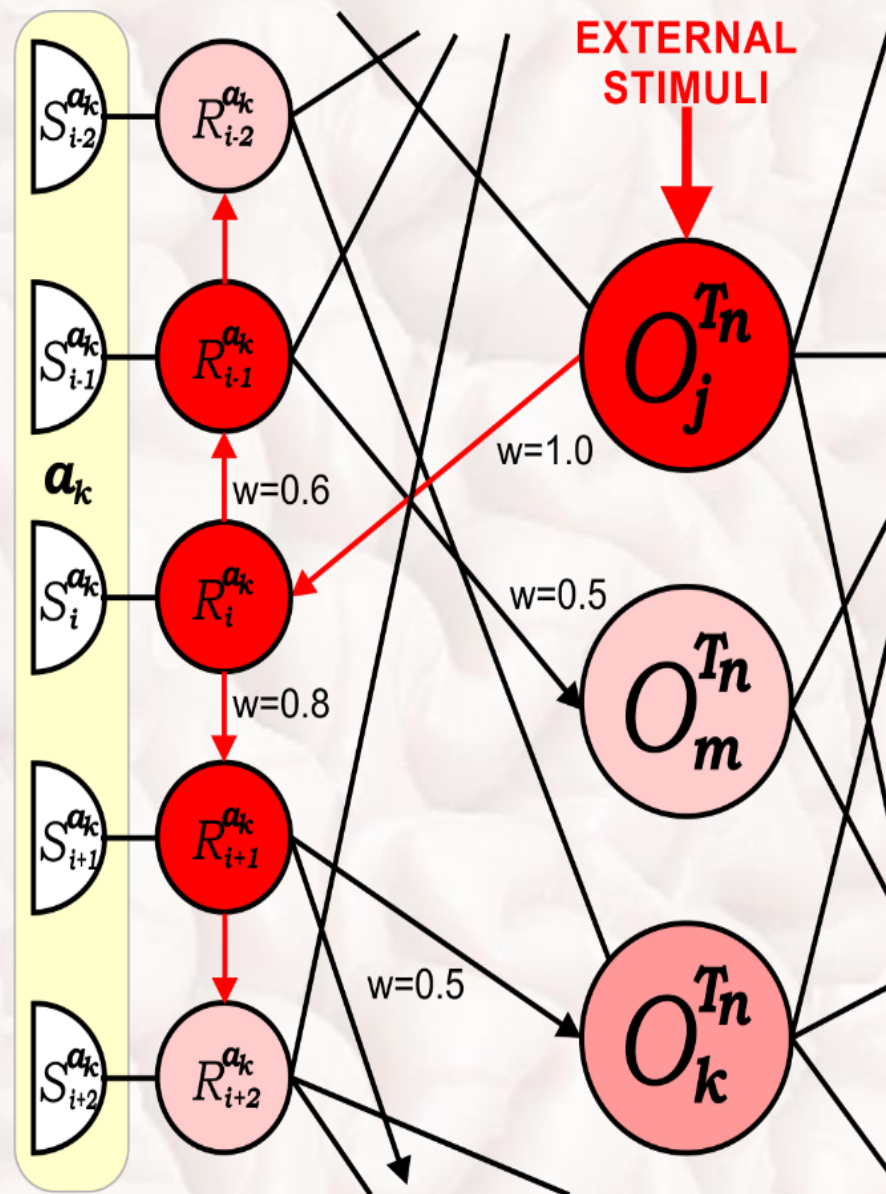




UOGÓLNIENIE ROZWAŻAŃ – MYŚL NEURONOWO



Ten bardzo prosty (wręcz trywialny) przykład nie przedstawia pełni możliwości wnioskujących ani możliwych kombinacji aktywności neuronów! W całym **asocjacyjnym grafie neuronowym** taki zewnętrznie pobudzany i **aktywowany neuron obiektu** będzie równocześnie pobudzał nie jeden neuron sensoryczny, lecz kilka, które z kolei równocześnie będą pobudzały sąsiadujące z nimi neurony sensoryczne i połączone z nimi inne neurony obiektów. **Aktywowany neuron obiektu** może ponadto posiadać bezpośrednie połączenia do innych neuronów obiektów (reprezentujących **asocjacyjne następstwo** czy też **definiowanie**) i za ich pośrednictwem je pobudzać. **Trudno to opisać sekwencyjnie, to trzeba zobaczyć!** Wszystkie te procesy odgrywają się w mózgu oraz w sieci neuronowej **równolegle**, a więc takie **wnioskowanie zachodzi błyskawicznie** w porównaniu do **klasycznych metod inżynierii wiedzy**, gdzie trzeba wielokrotnie przeszukiwać różne tabele, ich elementy, transakcje itp.

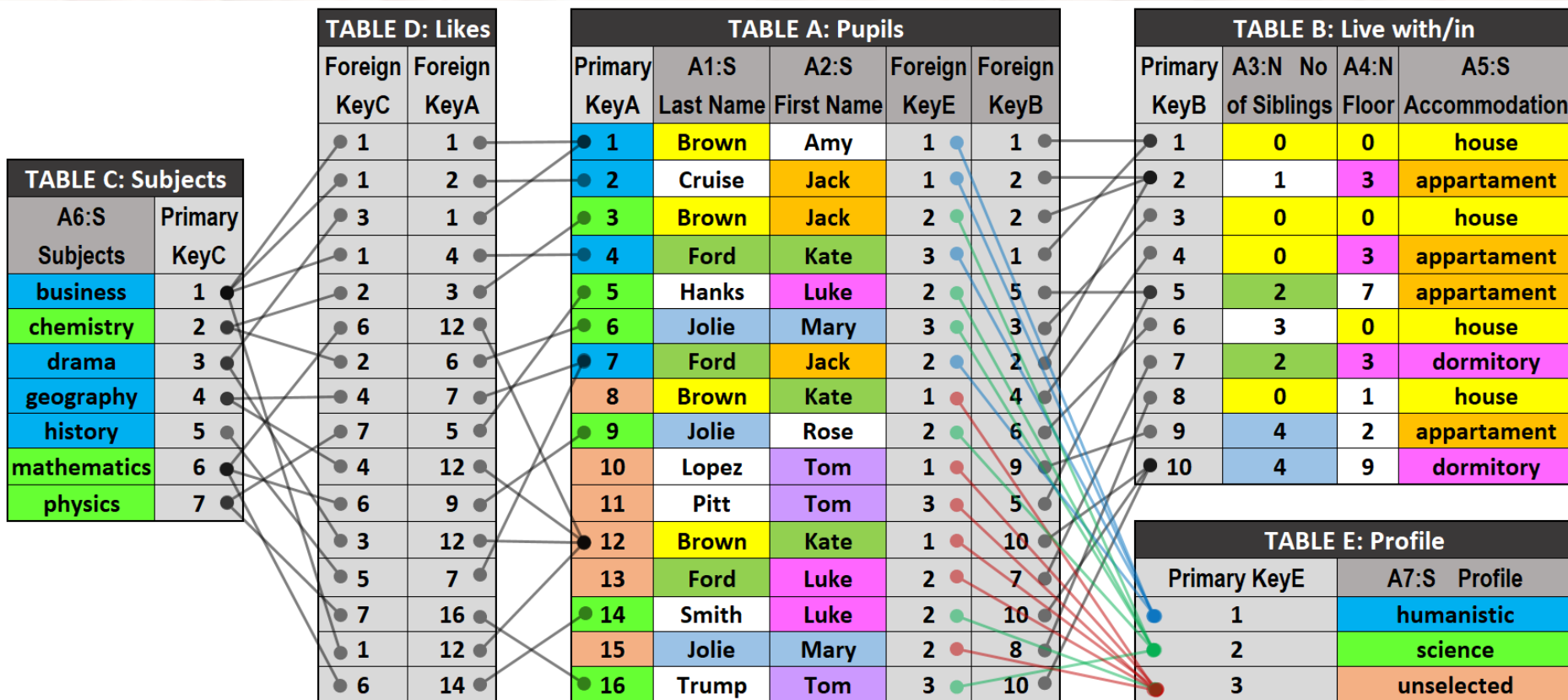




GŁĘBOKIE ASOCJACYJNE GRAFY NEURONOWE



Korzystając ze zdobytej wiedzy na temat sposobu działania **neuronów skojarzeniowych** reprezentujących cechy i obiekty, możemy przystąpić do transformacji praktycznie dowolnej **relacyjnej bazy danych** definiującej obiekty za pomocą powiązanych rekordów do postaci **głębokiego asocjacyjnego grafu neuronowego (DASNG – deep associative neural graph)**.



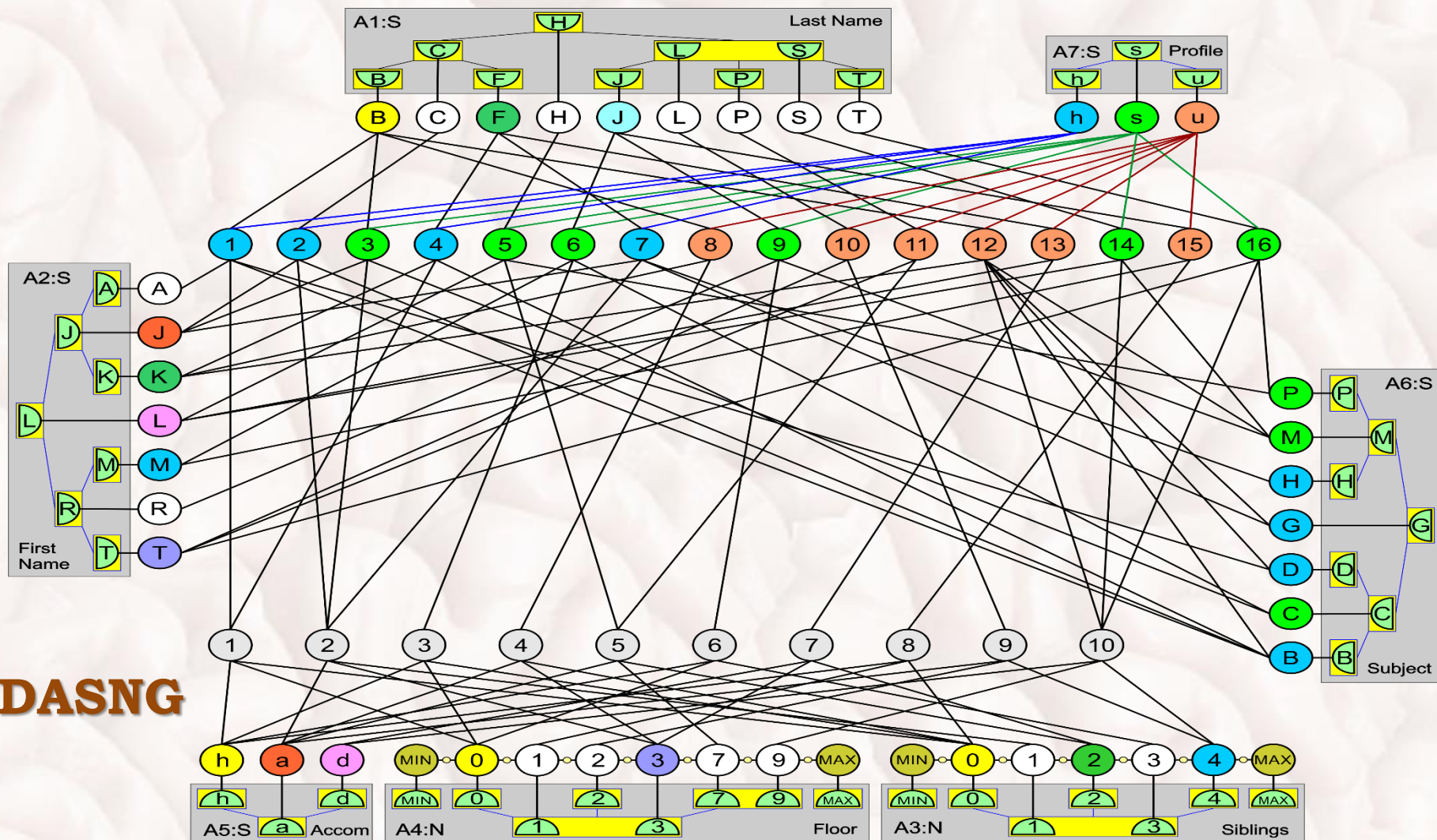
Przedstawiona relacyjna baza danych składa się 4 tabel zawierających dane oraz z jednej tabeli łącznikowej, służącej do reprezentacji relacji wiele-do-wielu (typu N:M). Zadajmy pytania: *Którzy uczniowie mają podobne zainteresowania? Którzy uczniowie mieszkają w apartamencie?*



GŁĘBOKIE ASOCJACYJNE GRAFY NEURONOWE



Głęboki asocjacyjny graf neuronowy *DASNG*. Reprezentuje wszystkie **relacje horyzontalne** jak również **wertykalne**, jakie łączą poszczególne dane i obiekty ze sobą, dodatkową **agregując** reprezentację wszystkich duplikatów wartości i obiektów występujących w relacyjnej BD:





GŁĘBOKIE ASOCJACYJNE GRAFY NEURONOWE



Wagi pomiędzy poszczególnymi neuronami obliczamy na bieżąco według prostych wzorów, więc nie musimy ich nigdzie zapisywać ani pamiętać:

Neurony sensoryczne połączone są synapsami, których **wagi** wyznaczamy według zależności:

$$W_{R_{v_i}^{a_k}, R_{v_j}^{a_k}} = 1 - \frac{|v_i^{a_k} - v_j^{a_k}|}{r^{a_k}}$$

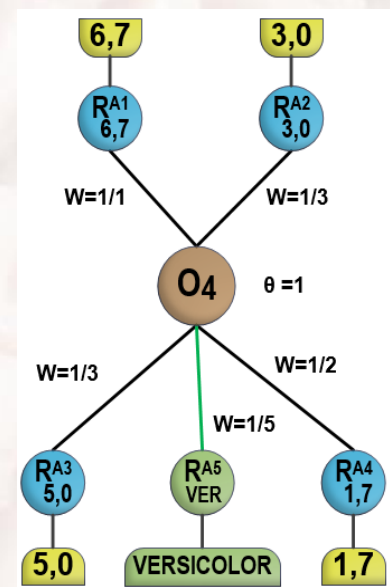
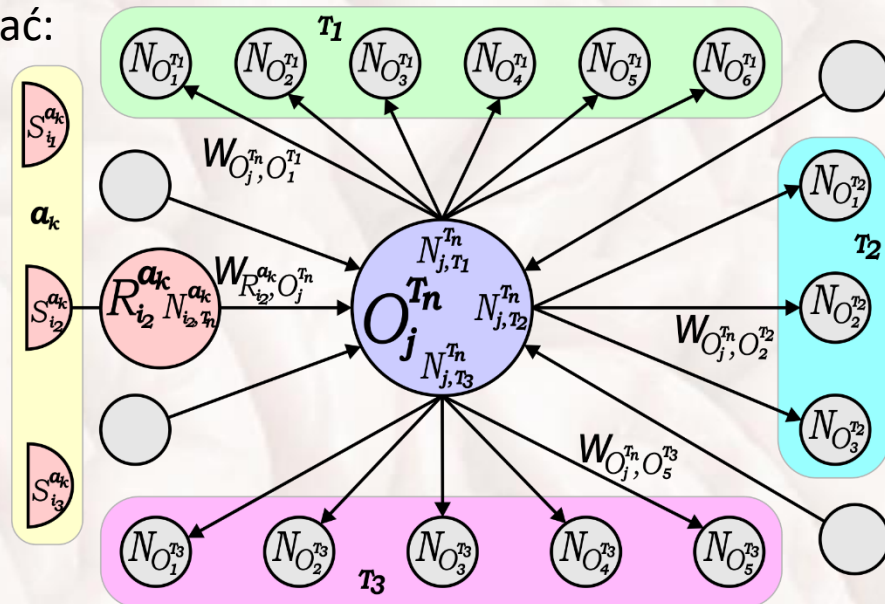
Wagi połączeń synaptycznych pomiędzy neuronami sensorycznymi i neuronami obiektów wyznaczamy na podstawie następujących zależności:

$$W_{R_{v_i}^{a_k}, O_j^{T_n}} = \frac{1}{\|v_i^{a_k}\|} \quad W_{O_j^{T_n}, R_{v_i}^{a_k}} = \theta_{R_{v_i}^{a_k}} = 1$$

Wagi połączeń synaptycznych pomiędzy różnymi neuronami obiektów wyznaczamy w zależności od ilości obiektów reprezentowanych przez neurony obiektów w danej warstwie sieci DASNG reprezentującej pojedynczą tabelę bazodanową. Jeżeli dany **neuron obiektu pewnej warstwy** połączony jest z **M neuronami obiektów innej warstwy**, przy założeniu braku duplikatów całych rekordów (obiektów) w tabeli (co może odpowiadać zarówno relacji **1:M** jak również relacji **N:M** pomiędzy tabelą rozważanego obiektu), wtedy wagę tego połączenia wyznaczamy następująco:

$$W_{O_j^{T_n}, O_k^{T_m}} = \frac{1}{N_{j, T_n}^{T_n}} = \frac{1}{M} \quad W_{O_k^{T_m}, O_j^{T_n}} = \frac{1}{N_{k, T_n}^{T_m}} = \frac{1}{N}$$

gdzie $N_{k, T_n}^{T_m} = N = 1$ dla relacji 1:M. Potrzebne jest przechowywanie osobnych list połączeń do poszczególnych warstw sieci, w celu wyznaczenia ilości połączeń $N_{j, T_n}^{T_m}$.

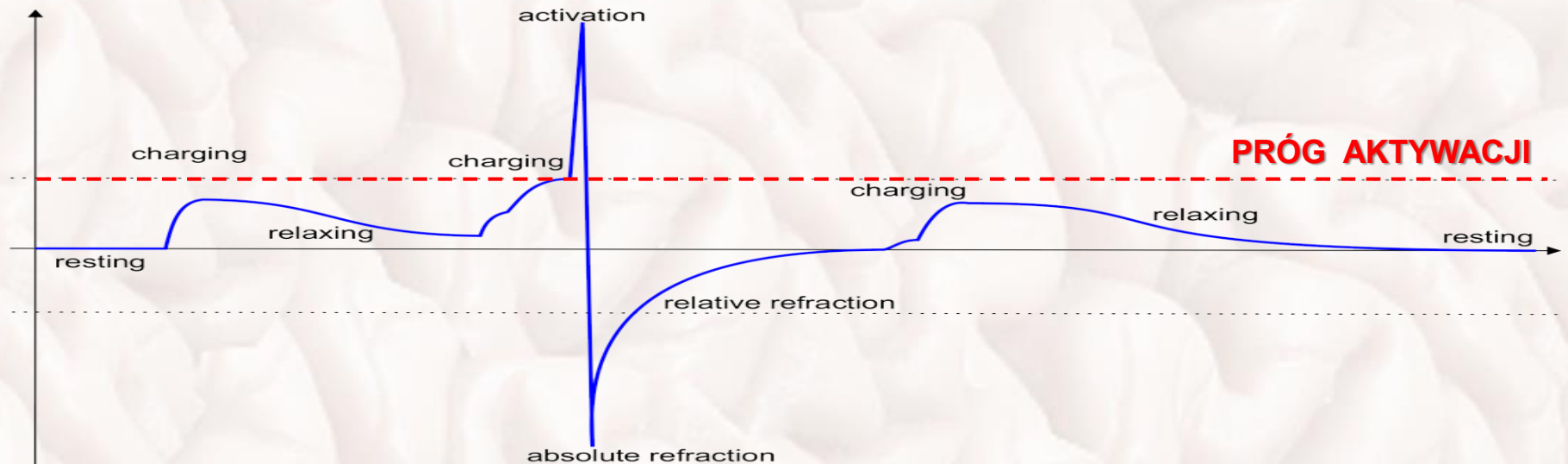




PROGI AKTYWACJI NEURONÓW



Progi aktywacji neuronów odgrywają kluczowe znaczenie w przypadku neuronów progowych McCullocha-Pittsa 1. generacji, neuronów impulsowych (*spiking neurons*) 3. generacji oraz neuronów biologicznych, gdyż to one decydują o aktywności neuronów i o tym, na które kombinacje bodźców wejściowych reagują.



Ponadto aktywacja neuronu decyduje z funkcjonalnego punktu widzenia o tym, które kombinacje danych wejściowych neuron reprezentuje.

Wobec tego bardzo ważna jest możliwość śledzenia stanu pobudzenia neuronów oraz jego odniesienie do aktualnego progu aktywacji neuronów. Ze względu na to, iż w trakcie symulacji zwykle nie mamy możliwości ciągłego śledzenia stanu pobudzenia wszystkich neuronów, niezbędna jest możliwość obliczenia momentu czasu, w którym przewidywalnie dany neuron osiągnie próg aktywacji.



PROGI AKTYWACJI NEURONÓW



Progi aktywacji neuronów sensorycznych są w tym modelu zawsze równe jedności:

$$\theta_{R_{v_i}^{a_k}} = 1$$

Progi aktywacji neuronów obiektów wyznaczone są według następującej zależności:

$$\theta_{O_j^{T_n}} = \begin{cases} 1 & \text{if } \sum_{R_{v_i}^{a_k}} W_{R_{v_i}^{a_k}, O_j^{T_n}} \geq 1 \\ \sum_{R_{v_i}^{a_k}} W_{R_{v_i}^{a_k}, O_j^{T_n}} & \text{if } \sum_{R_{v_i}^{a_k}} W_{R_{v_i}^{a_k}, O_j^{T_n}} < 1 \end{cases}$$

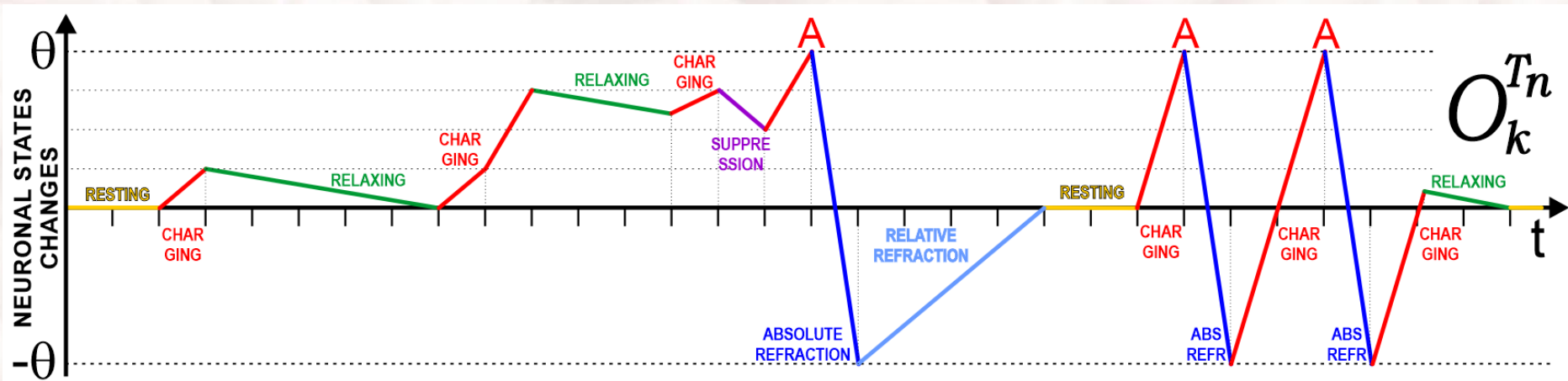
Taka definicja progu aktywacji umożliwia aktywację neuronów obiektów zawsze, gdy pobudzany jest przez **całą kombinację definiującą** ten neuron lub gdy jest on pobudzany przez wystarczająco reprezentatywny **podzbiór rzadkich lub unikalnych cech** definiujących ten neuron, np. jeśli jakaś cecha definiuje tylko jeden neuron obiektu, wtedy jej pojawienie się jest wystarczające do jego rozpoznania.



LINIOWE PRZYBLIŻENIE



Model DASNG wykorzystuje ponadto liniowe przybliżenie wszystkich zmian stanów zachodzących w asocjacyjnych neuronach impulsowych (ASN – Associative Spiking Neurons), gdyż ono w znacznym stopniu upraszcza i przyspiesza obliczenia:



Każdy neuron tworzy wewnątrz **kolejkę** (listę sortującą według czasu rozpoczęcia) **następujących po sobie procesów** na podstawie nadchodzących impulsów od innych neuronów czy sensora oraz na podstawie wewnętrznych procesów, jakie zachodzą w neuronie.

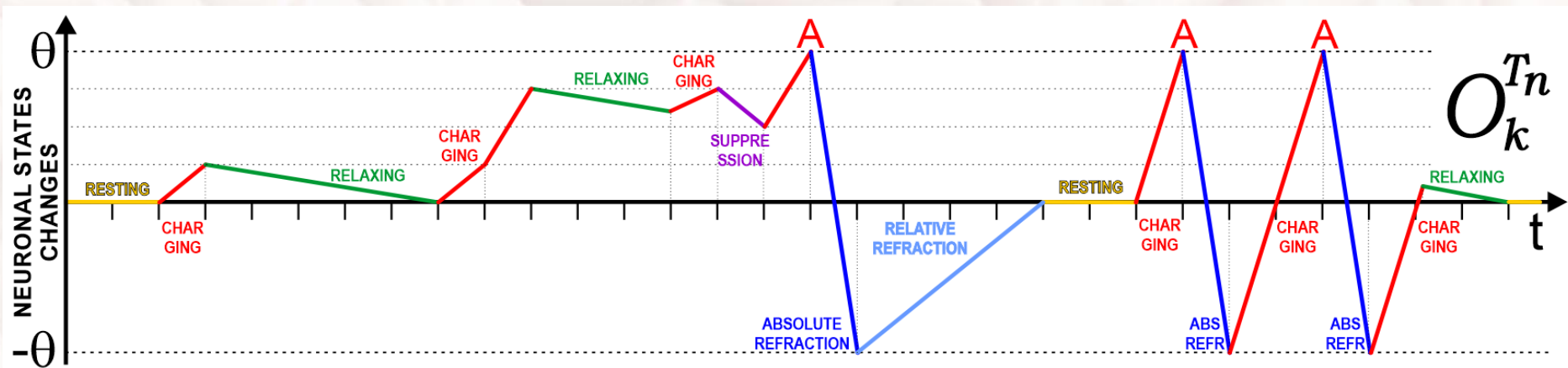
Kolejka ta może zostać w dowolnej chwili zmodyfikowana na skutek pojawienia się nowego **impulsu zewnętrznego**, który składa się z istniejącymi w kolejce procesami ładowania (*charging*) lub tłumienia (*suppression*) albo przerywają proces relaksacji (*relaxing*), refrakcji względnej (*relative refraction*) lub stanu spoczynku (*resting state*) neuronu



KOLEJKA PROCESÓW NEURONOWYCH



Zastosowanie **kolejki procesów neuronowych** (*Neuronal Process Queue*) jest niezbędne ze względu na to, iż asocjacyjne neurony impulsowe działają w czasie, więc kolejne stymulacje oraz procesy muszą być zarządzane i porządkowane w czasie:



Kolejka procesów neuronowych dla każdego neuronu implementowana jest jako lista sortująca względem czasu rozpoczęcia się poszczególnych procesów.

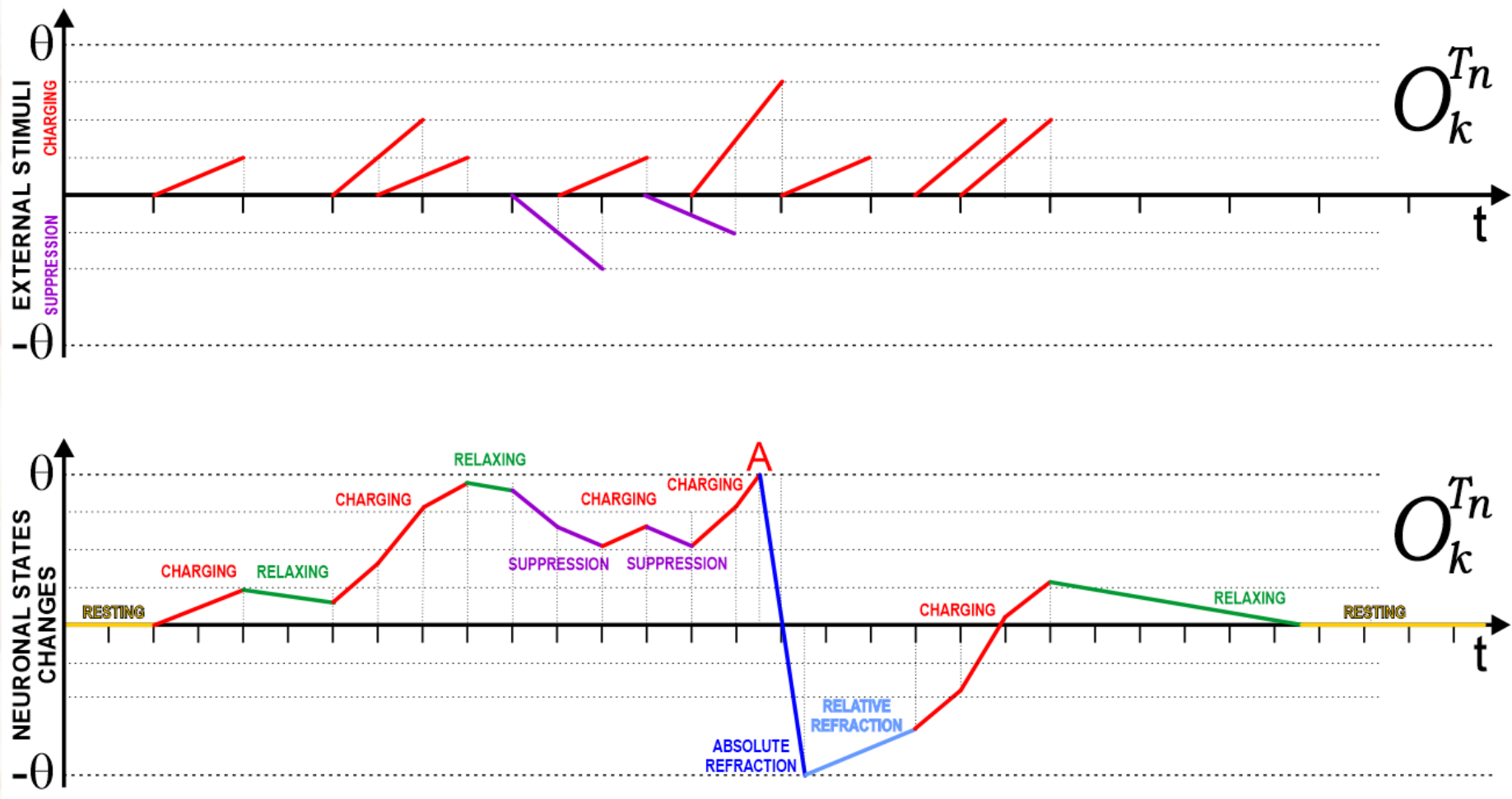
Mimo że procesy mogą nakładać się na siebie w czasie (np. stymulacje zewnętrzne) w przypadku **asocjacyjnych neuronów impulsowych** nowe procesy są odpowiednio dodawane do istniejących lub je zastępują tak, iż w kolejce procesów wszystkie procesy następują jeden po drugim bez nakładania się na siebie w czasie.

Taki sposób działania tego modelu upraszcza i przyspiesza znacząco jego działanie, gdyż wynik działania poszczególnych procesów może być aktualizowany w z góry przewidywalnych dyskretnych momentach czasu ich zakończenia szeregowanych w **kolejce zdarzeń** przechowującej wszystkie zdarzenia dla całego grafu DASNG.



TWORZENIE KOLEJKI PROCESÓW NEURONOWYCH

Kolejka procesów neuronowych (*Neuronal Process Queue*) tworzona jest ze względu na stymulacje zewnętrzne, które mogą nadchodzić do neuronu w różnym czasie i w różnej ilości w zależności od ilości połączeń neuronu oraz aktywności neuronów i sensorów presynaptycznych.

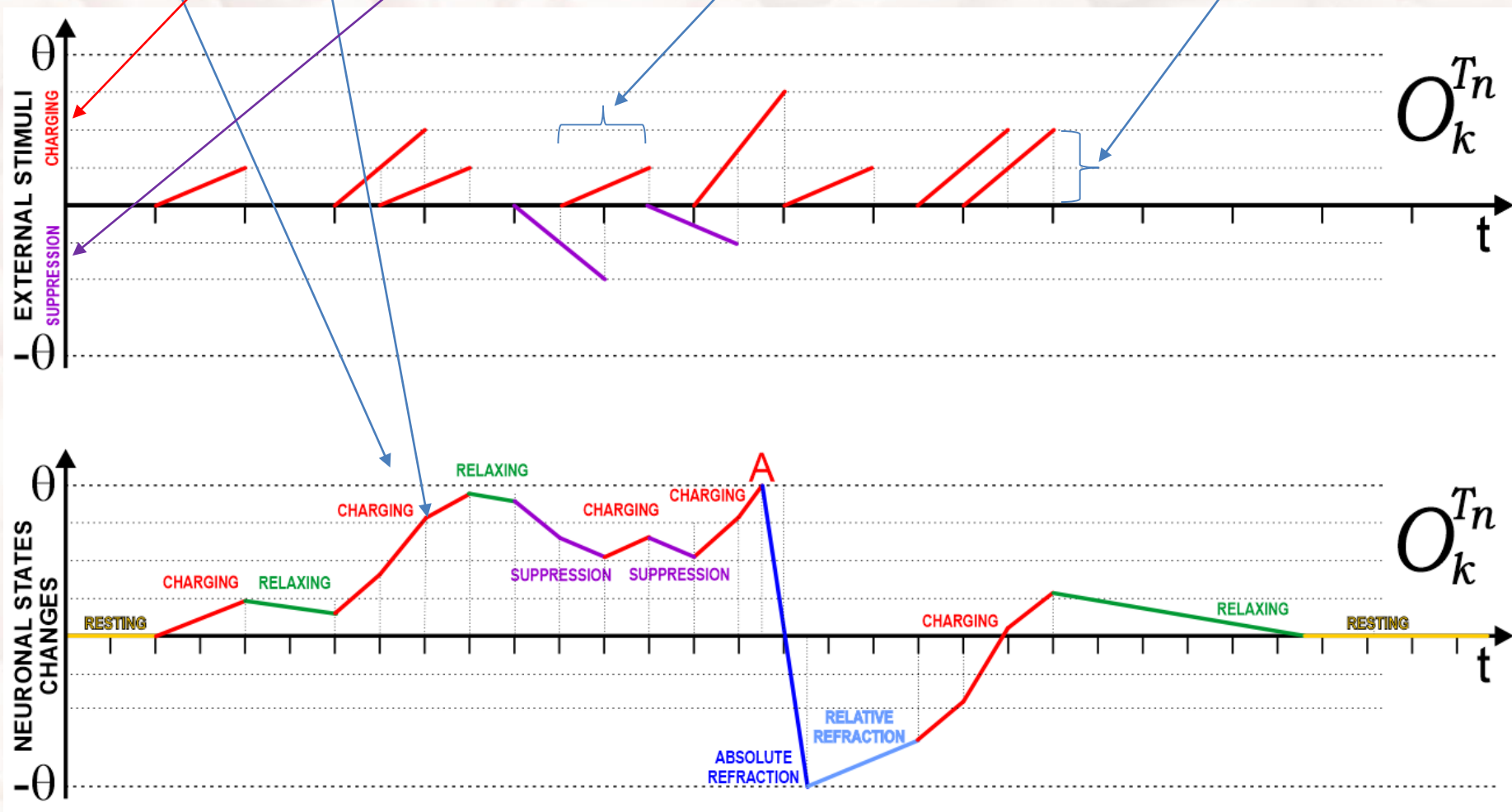




PROCESY NEURONOWE

Procesy neuronowe (*Neuronal Processes*) są więc zdefiniowane jako piątka:

(rodzaj procesu, czas rozpoczęcia procesu, czas trwania procesu, siła oddziaływania procesu dodatnia lub ujemna, wskaźnik do zdarzenia reprezentującego ten proces).





KOLEJKA ZDARZEŃ



Kolejka zdarzeń (*Event Queue*) porządkuje w czasie wszystkie zdarzenia związane z procesami trwającymi w czasie zachodzącymi w sieci neuronowej we wszystkich jej neuronach, jak również innych jej elementach, np. sensorach.

Kolejka zdarzeń ma za zadanie uruchamiać **aktualizacje** stanów poszczególnych elementów sieci oraz przełączać je pomiędzy kolejnymi procesami, np.:

- po zakończeniu procesów ładowania następuje proces relaksacji, jeśli neuron jest w stanie pobudzenia
- po osiągnięciu progu aktywacji neuron rozpoczyna proces refrakcji bezwzględnej po zakończeniu procesu refrakcji bezwzględnej neuron rozpoczyna proces refrakcji względnej,
- po zakończeniu procesu relaksacji lub refrakcji względnej, neuron powraca do stanu spoczynku.

Model symulacji równoległości asynchronicznej opiera się więc o globalną kolejkę zdarzeń DASNG, która przechowuje informację o przewidywalnym czasie końca poszczególnych procesów wszystkich neuronów sieci, które nie są w stanie spoczynku.

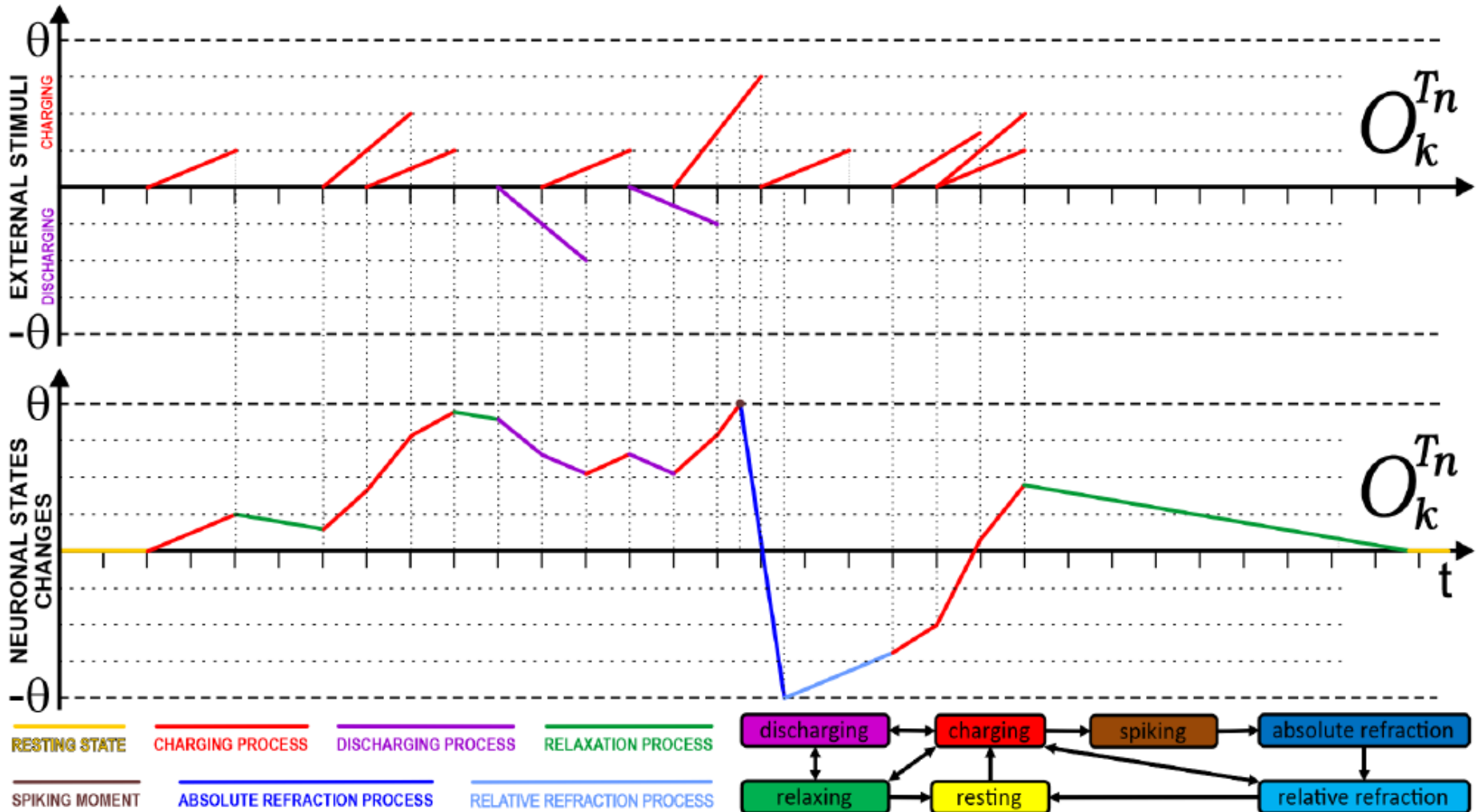
Zdarzenie (Event) jest reprezentowane przez parę (czas końca procesu, wskaźnik), gdzie wskaźnik wskazuje element (neuron) DASNG, w którym ten proces ma się zakończyć, więc jest on pierwszy w **kolejce procesów** tego elementu (neuronu).



TWORZENIE KOLEJKI PROCESÓW DLA STYMULACJI



Kolejka procesów w neuronach porządkuje procesy chronologicznie i kolejno. Gdy pojawi się nowe pobudzenie zewnętrzne, kolidujące w czasie pobudzenia są aktualizowane i przeliczane tak, żeby dalej procesy następowały po sobie:





PROCESY I ZDARZENIA



Proces definiujemy jako uporządkowaną piątkę $P_k = (r_k, t_k, d_k, s_k, p_k)$, gdzie:
 r_k - określa rodzaj procesu neuronowego: ładowanie (CH), rozładowanie (DC), relaksacja (RX), refrakcja względna (RR) lub refrakcja bezwzględna (AR),

t_k - czas rozpoczęcia się procesu,

d_k - czas trwania procesu,

s_k - siłę procesu = względną zmianę stanu neuronu po skończonym procesie,

p_k - wskaźnik do **zdarzenia** w **globalnej kolejce zdarzeń (GEQ)**, który śledzi okres zakończenia się procesu i uruchamia aktualizację neuronu.

Zdarzenie definiujemy jako uporządkowaną parę $E_n = (t_n, p_n)$, gdzie:

$t_n = t_k + d_k$ - czas zakończenia się procesu w neuronie wskazywanym przez wskaźnik p_n , kiedy niezbędna jest jego aktualizacja uruchamiana przez to zdarzenie.

Wszystkie zdarzenia z całej sieci neuronowej są porządkowane w **globalnej kolejce zdarzeń (GEQ – Global Event Queue)** względem czasu zakończenia się poszczególnych procesów.

W przypadku, gdy pod wpływem nowych zewnętrznych stymulacji neuronów, zmiany ich pobudzania przez sensory lub zakończenia takich pobudzeń powstaje konieczność zmiany procesów, wtedy proces posiadając wskaźnik p_k do obsługującego go zdarzenia E_n usuwa to zdarzenie z kolejki GEQ, a nowe zaktualizowane procesy dodają nowe aktualne zdarzenia do kolejki GEQ.



OSIĄGNIĘCIE STANU AKTYWACJI NEURONU



Proces w trakcie jego wykonania może osiągnąć stan aktywacji lub spoczynku neuronu, co trzeba sprawdzić przed zdefiniowaniem zdarzenia dla niego w GEQ:

Jeżeli w trakcie procesu ładowania neuronu spełniony będzie warunek $X_{t_s} + s_s > \theta$, wtedy należy obliczyć czas aktywacji neuronu: $t^{SP} = t_s + d_s \cdot \frac{\theta - x_s}{s_s}$ i zdarzenie określić względem tego właśnie czasu $E_n = (t^{SP}, p_n)$.

Jeżeli zaś w trakcie procesu rozładowywania neuronu spełniony będzie warunek $X_{t_s} + s_s < 0$, wtedy należy obliczyć czas osiągnięcia przez neuron stanu spoczynku: $t^{RS} = t_s + d_s \cdot \frac{x_s}{-s_s}$ i zdarzenie określić względem tego właśnie czasu $E_n = (t^{SP}, p_n)$.

W odwrotnym przypadku obliczany jest stan neuronu na koniec procesu ładowania lub rozładowywania (tłumienia) następująco:

$$X_{t_s} = X_{t_0} + s_0 \cdot \frac{t_s - t_0}{d_0}$$

Jeśli dojdzie do aktywacji neuronu, wtedy kolejka **IPQ (Internal Process Queue)** jest czyszczona ze wszystkich procesów i dodawany jest proces realizujący refrakcję bezwzględną (absolutną), podczas których neuron nie reaguje na kolejne pobudzenia:

$$P_{AR} = (AR, t^{SP}, 1, -2 \cdot \theta, p_{AR})$$



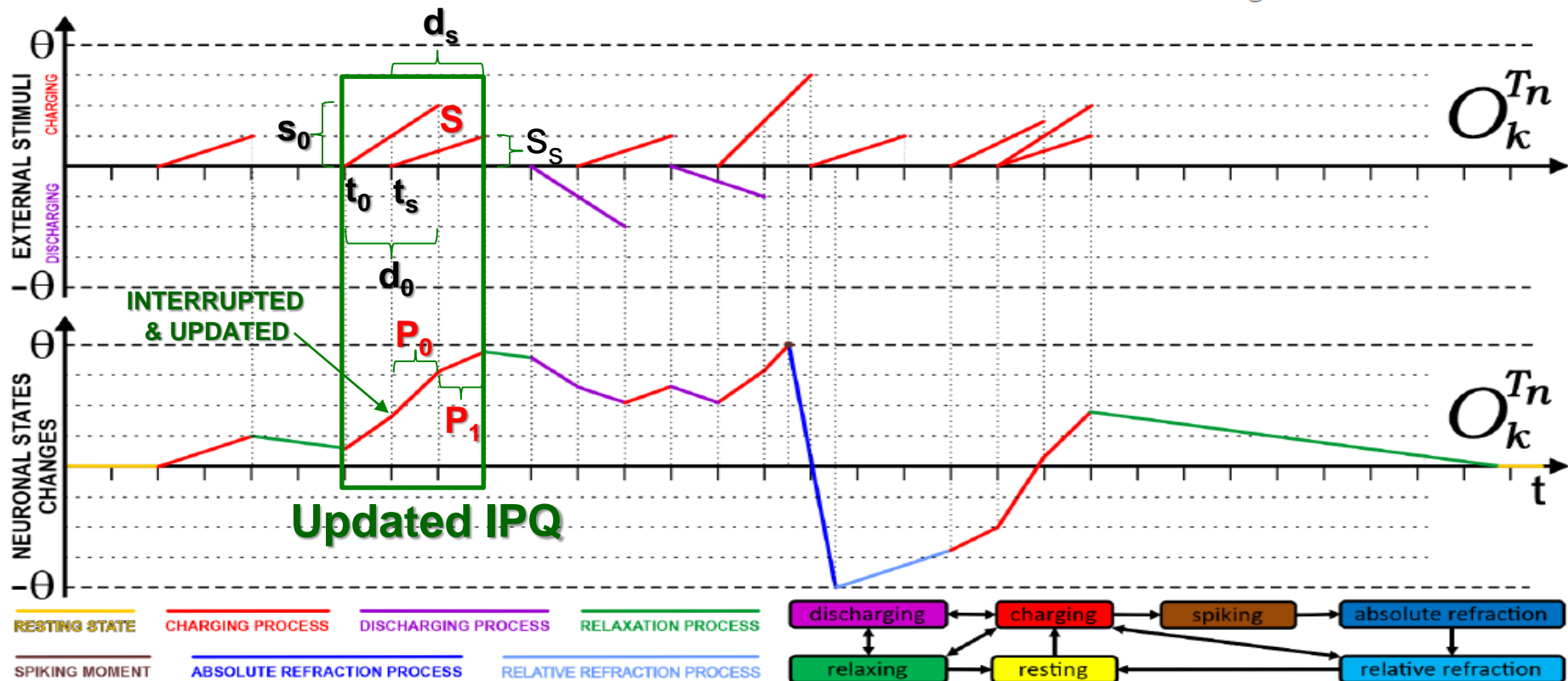
TWORZENIE I AKTUALIZACJA KOLEJKI PROCESÓW DLA STYMULACJI ZEWNĘTRZNYCH



Aktualizacja procesów pod wpływem nakładającej się w czasie nowej stymulacji $S = (t_s, d_s, s_s)$ z procesami w kolejce procesów neuronu IPQ:

$$\hat{P}_0 = (\hat{r}_0, t_s, d_0 - (t_s - t_0), s_0 \cdot \frac{d_0 - (t_s - t_0)}{d_0} + s_s \cdot \frac{d_0 - (t_s - t_0)}{d_s}, \hat{p}_0)$$

$$\hat{P}_1 = (\hat{r}_1, t_0 + d_0, d_s - (d_0 - (t_s - t_0)), s_s \cdot \frac{d_s - (d_0 - (t_s - t_0))}{d_s}, \hat{p}_1)$$



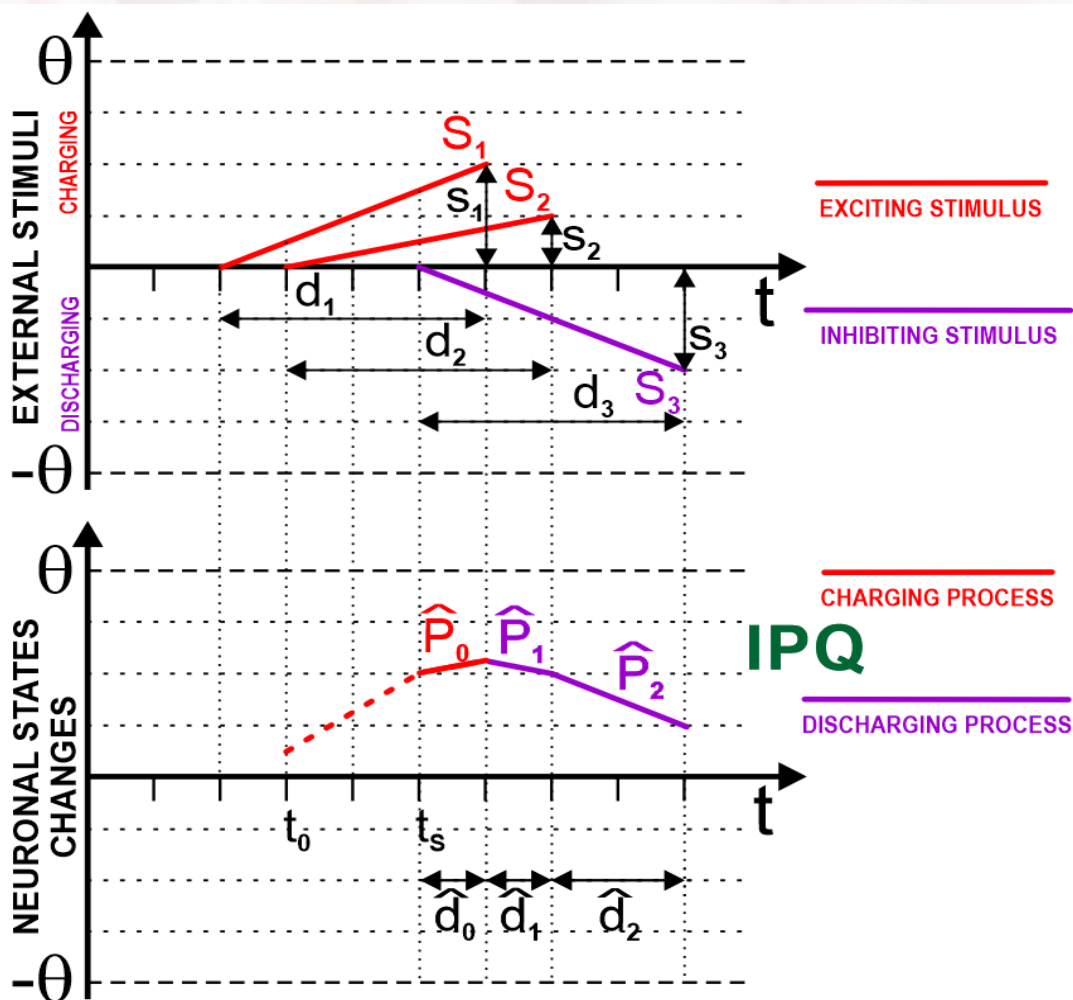
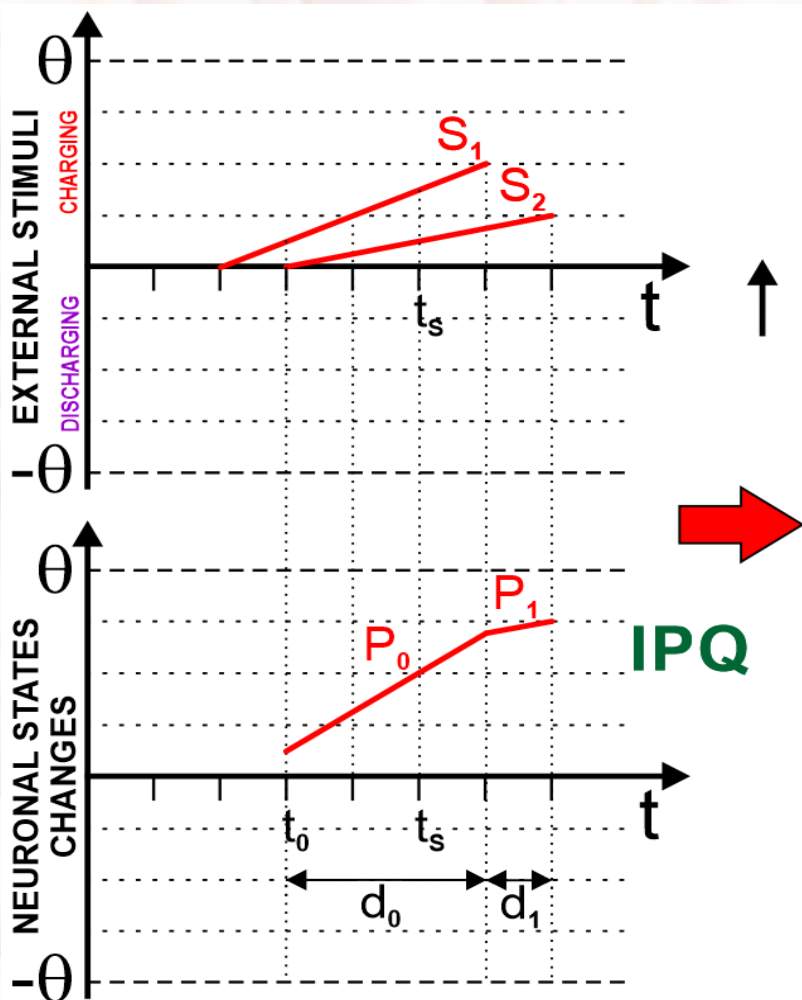


AKTUALIZACJA KOLEJKI PROCESÓW DLA NOWEJ STYMULACJI ZEWNĘTRZNEJ



$$\hat{P}_0 = (\hat{r}_0, t_s, d_0 - (t_s - t_0), s_0 \cdot \frac{d_0 - (t_s - t_0)}{d_0} + s_s \cdot \frac{d_0 - (t_s - t_0)}{d_s}, \hat{p}_0)$$

$$\hat{P}_1 = (\hat{r}_1, t_0 + d_0, d_s - (d_0 - (t_s - t_0)), s_s \cdot \frac{d_s - (d_0 - (t_s - t_0))}{d_s}, \hat{p}_1)$$





CZAS TRWANIA RELAKSACJI I REFRAKCJI WZGLĘDNEJ



Czas trwania procesu relaksacji d^{RX} zależy od aktualnego stanu naładowania neuronu X , jego progu aktywacji θ oraz przyjętego maksymalnego okresu relaksacji $p^{RX} = 10$:

$$d^{RX} = \frac{p^{RX} \cdot X_{t_0}}{\theta}$$

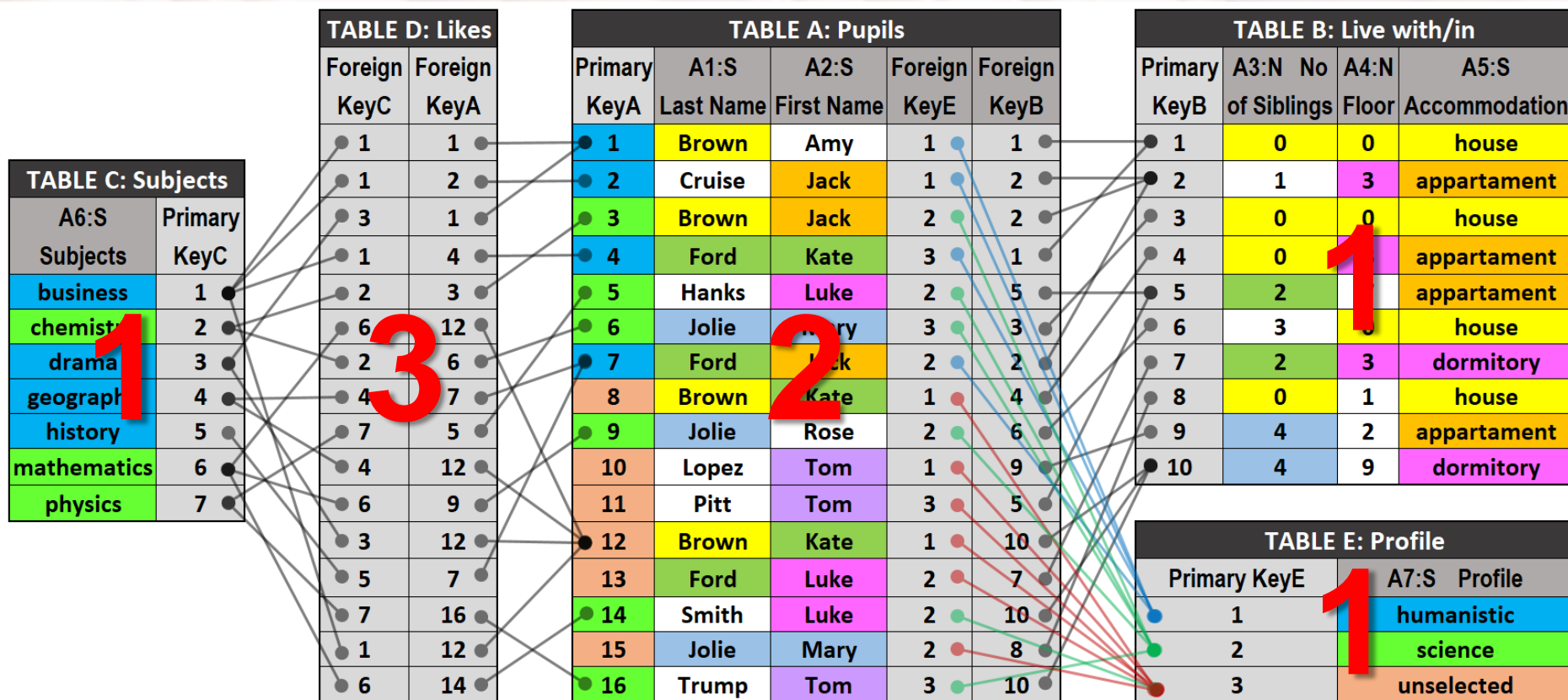
Czas trwania procesu refrakcji względnej d^{RR} zależy od stanu neuronu X , jego progu aktywacji θ oraz przyjętego maksymalnego okresu relaksacji $p^{RR} = 5$:

$$d^{RR} = -\frac{p^{RR} \cdot X_{t_0}}{\theta}$$



KOLEJNOŚĆ TRANSFORMACJI TABEL

W trakcie transformacji relacyjnej bazy danych trzeba zauważyć jeszcze jeden istotny fakt związany z kolejnością transformacji poszczególnych tabel na postać neuronowych struktur grafowych DASNG (ew. pasywnych struktur AGDS). Otóż tabelę możemy transformować dopiero wtedy, gdy wcześniej dokonano już transformacji rekordów z innych tabel, do których odnoszą się klucze obce obecnie transformowanej tabeli. Jeśli więc któryś z kluczy obcych nie jest jeszcze reprezentowany w postaci neuronu (węzła) w tworzonej strukturze DASNG (lub AGDS), tabela musi poczekać na swoją kolej.

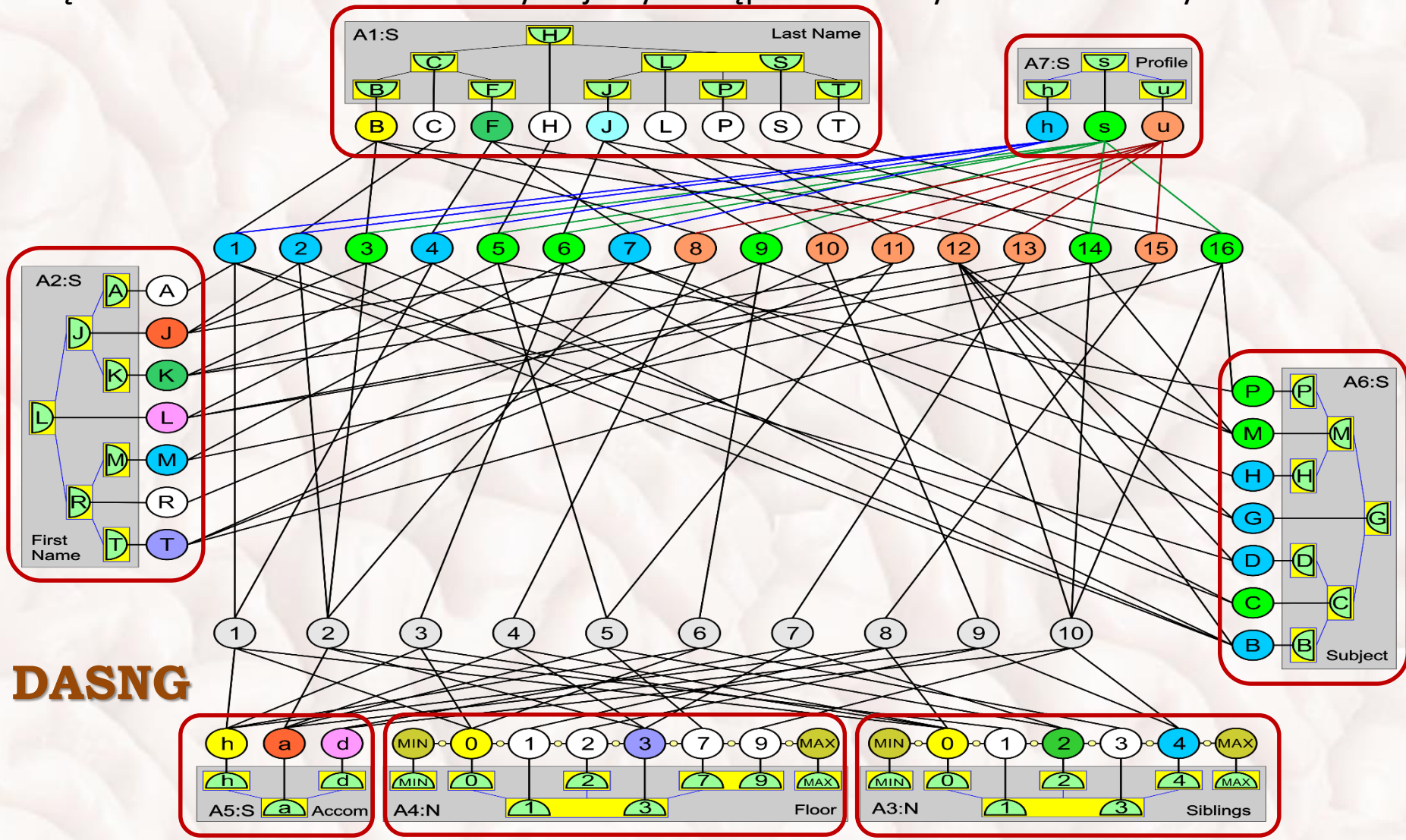




GŁĘBOKIE ASOCJACYJNE GRAFY NEURONOWE



Unikalne **wartości atrybutów** dla każdego atrybutu oddzielnie reprezentowane są przez sensory oraz neurony sensoryczne w tym **głębokim asocjacyjnym grafie neuronowym**. Dzięki zastosowaniu AVB-drzew uzyskujemy dostęp do nich zwykle w czasie stałym.

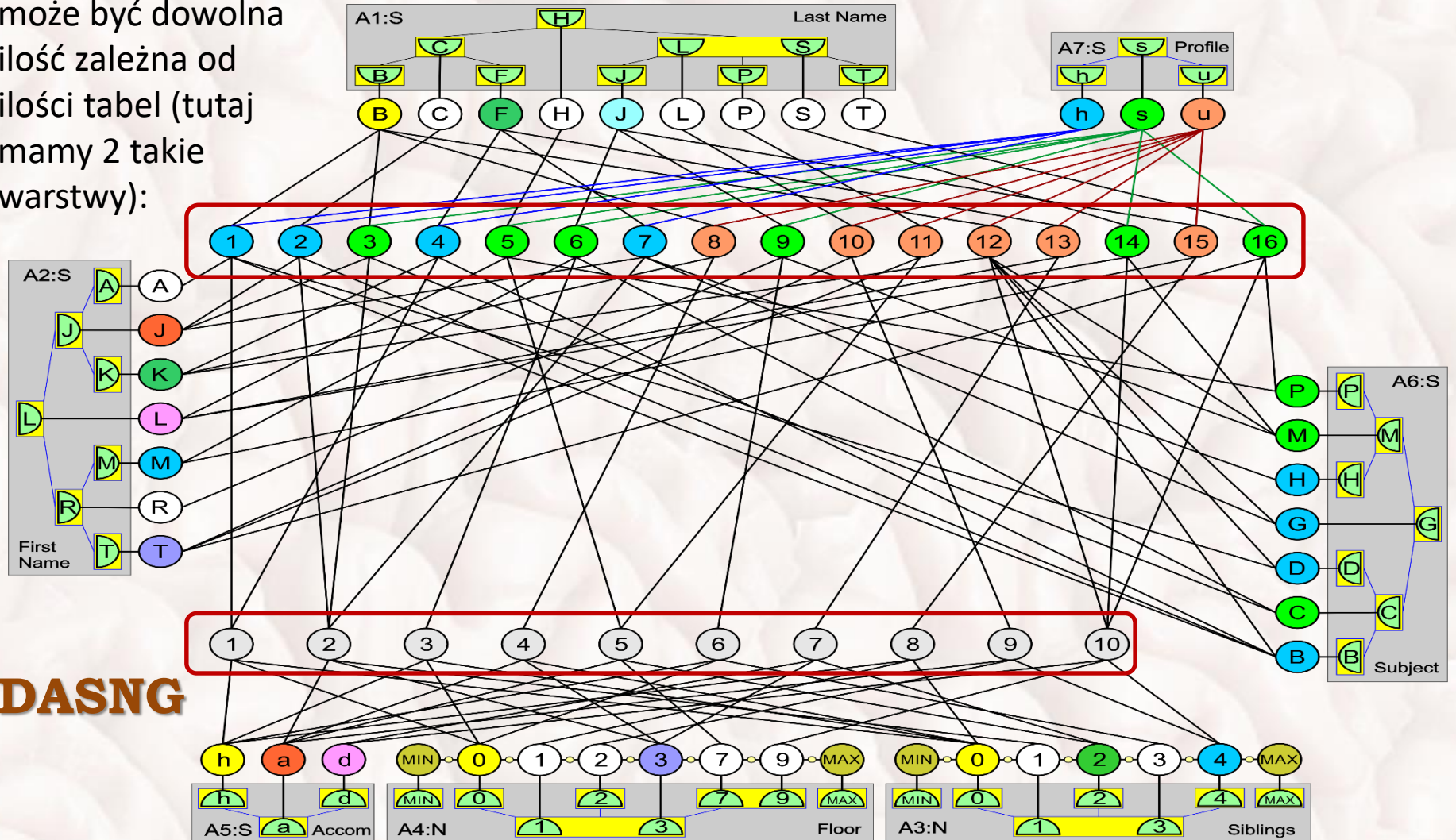




GŁĘBOKIE ASOCJACYJNE GRAFY NEURONOWE



Unikalne **rekordy** każdej z tabel zawierające obiekty zdefiniowane przy pomocy kilku wartości atrybutów i/lub kluczy obcych prowadzących do rekordów innych tabel reprezentowane są przez osobną warstwę w tym **głębokim asocjacyjnym grafie neuronowym**, zaś takich warstw może być dowolna ilość zależna od ilości tabel (tutaj mamy 2 takie warstwy):

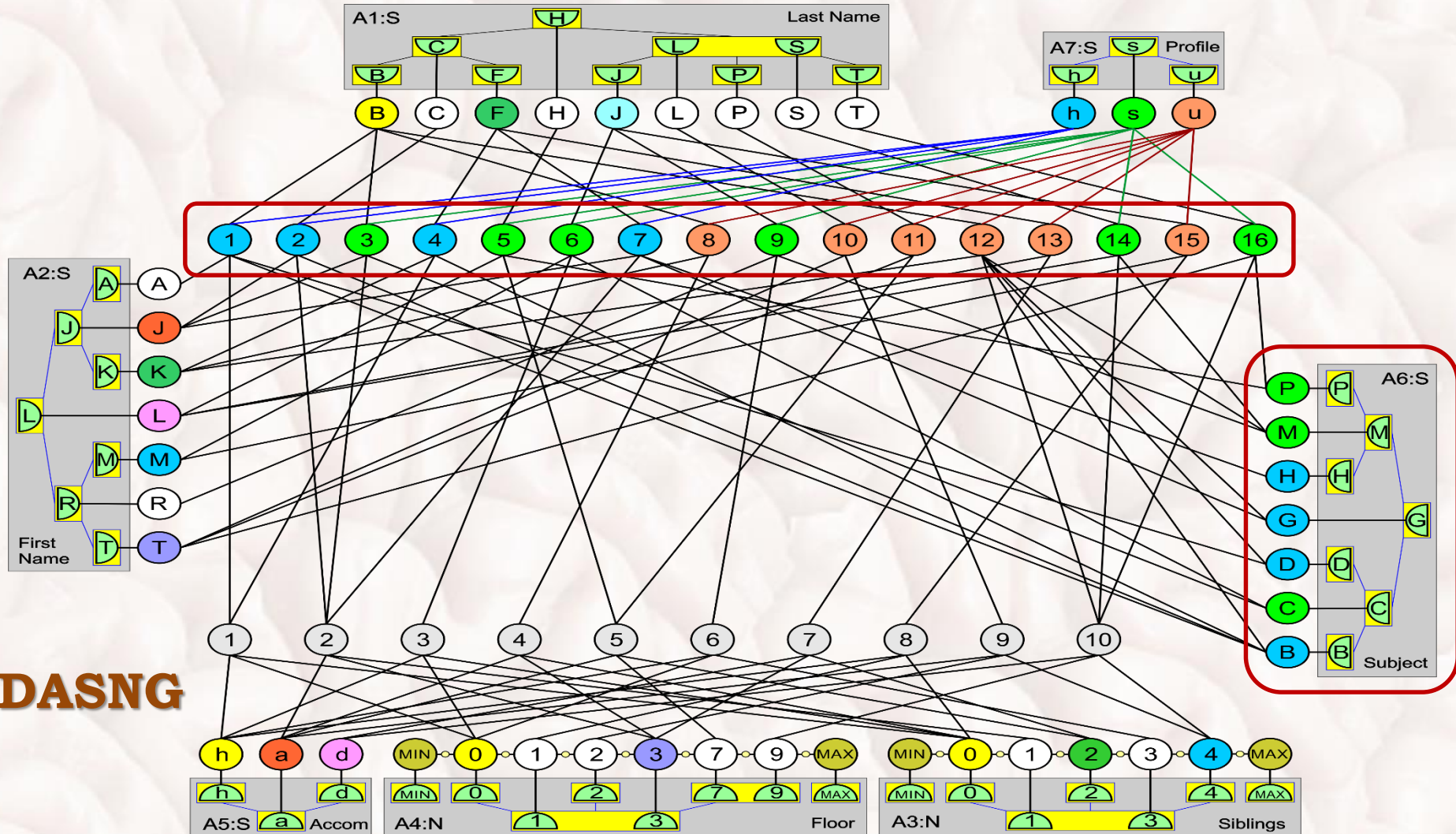




GŁĘBOKIE ASOCJACYJNE GRAFY NEURONOWE



W głębokich asocjacyjnych grafach neuronowych niepotrzebne są **tabele łącznikowe** reprezentujące relacje **wiele-do-wielu (N:M)**, gdyż możemy je bezpośrednio reprezentować poprzez połączenia pomiędzy neuronami reprezentującymi obiekty tak powiązane:



DASNG



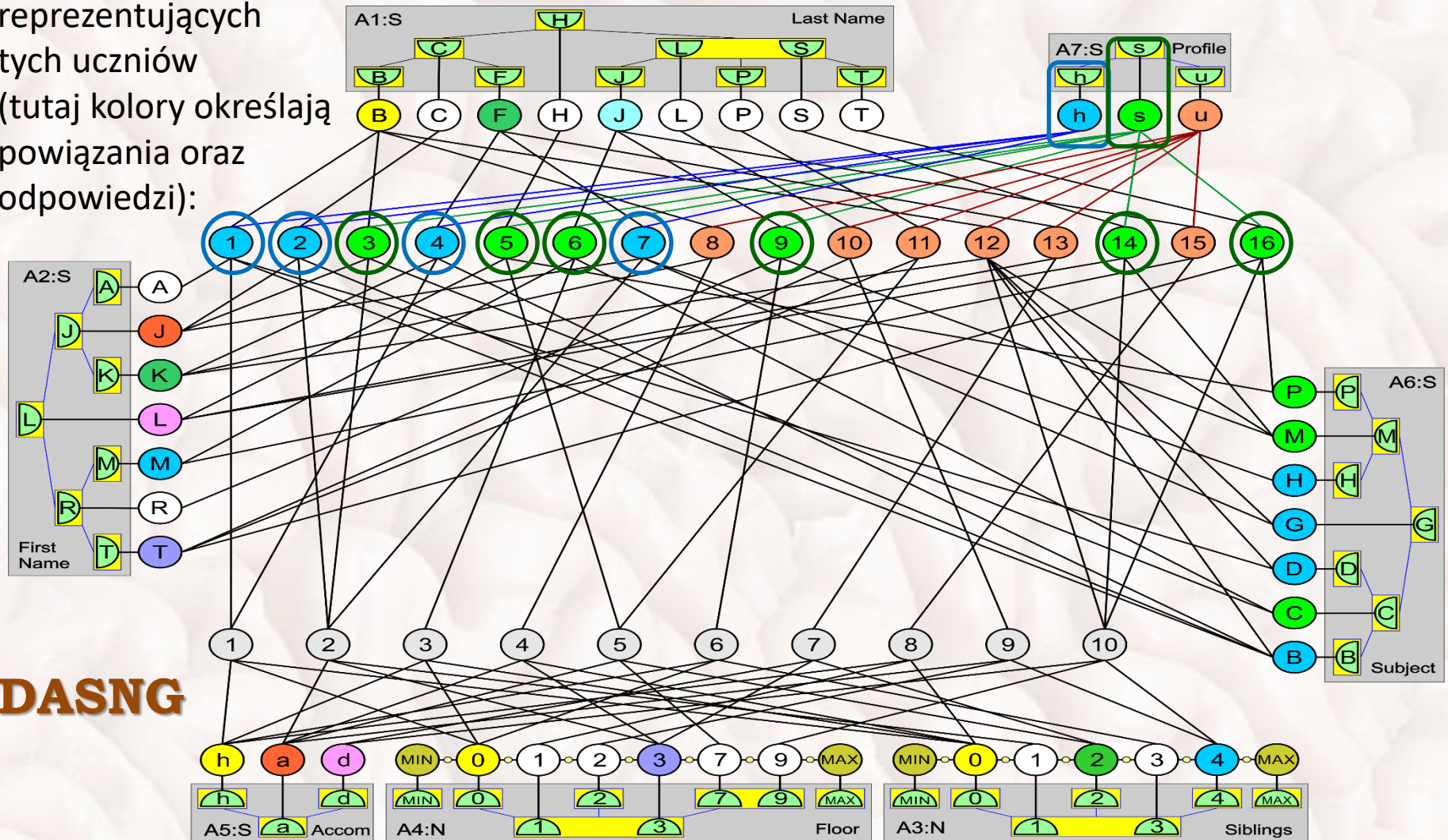
GŁĘBOKIE ASOCJACYJNE GRAFY NEURONOWE



Odpowiadając na zadane pytanie: *Którzy uczniowie mają podobne zainteresowania?*

Odpowiedź otrzymamy dzięki **pobudzeniu sensorów**, a następnie **neuronów sensorycznych** określających poszczególne zainteresowania i **czekanie na aktywność neuronów obiektów**

reprezentujących tych uczniów (tutaj kolory określają powiązania oraz odpowiedzi):



DASNG



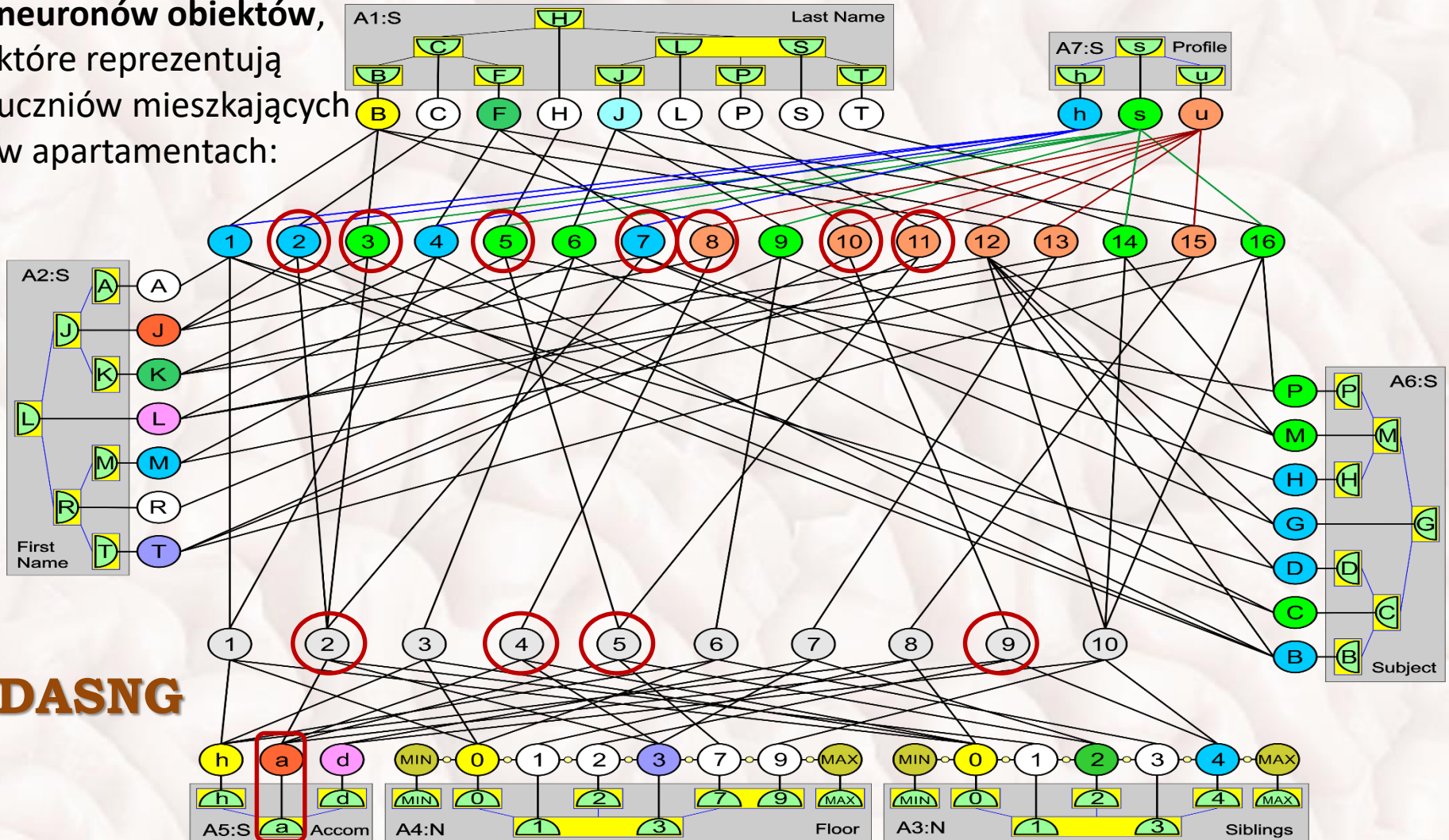
GŁĘBOKIE ASOCJACYJNE GRAFY NEURONOWE



Odpowiadając na drugie zadane pytanie: **Którzy uczniowie mieszkają w apartamencie?**

Również w tym przypadku wystarczy **pobudzać sensor**, a następnie **neuron sensoryczny** reprezentujące apartament, a następnie chwilę **począkać na aktywność powiązanych**

neuronów obiektów, które reprezentują uczniów mieszkających w apartamentach:



DASNG

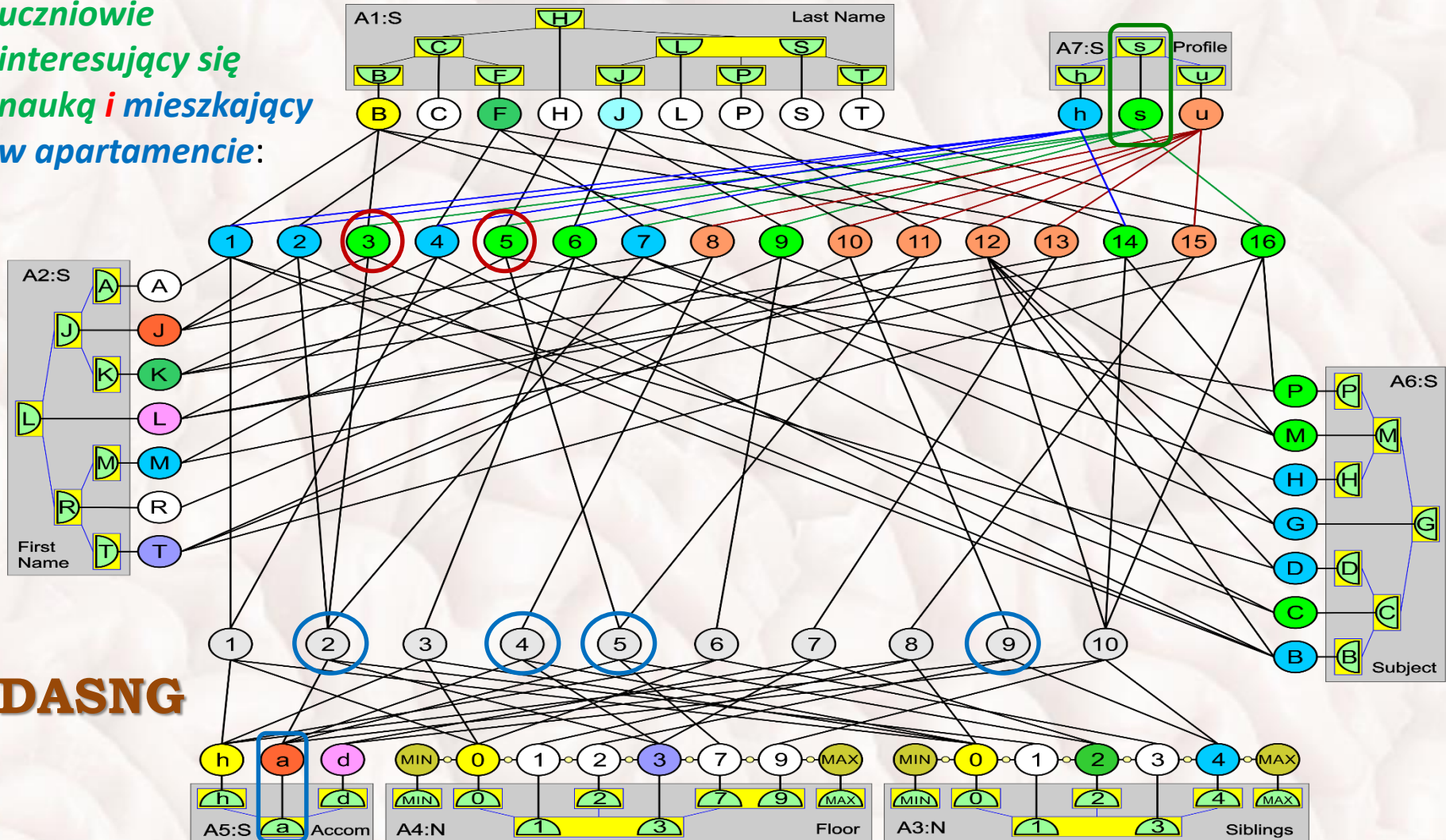


GŁĘBOKIE ASOCJACYJNE GRAFY NEURONOWE



Zwróćmy uwagę na to, iż pobudzać możemy taki graf również dla pewnych kombinacji cech reprezentujących koniunkcję logiczną, co spowoduje **szybsze** pobudzenie i aktywację tych neuronów osób, które reprezentują kilka cech określonych przez taką kombinację, np.:

uczniowie
interesujący się
nauką i mieszkający
w apartamencie:



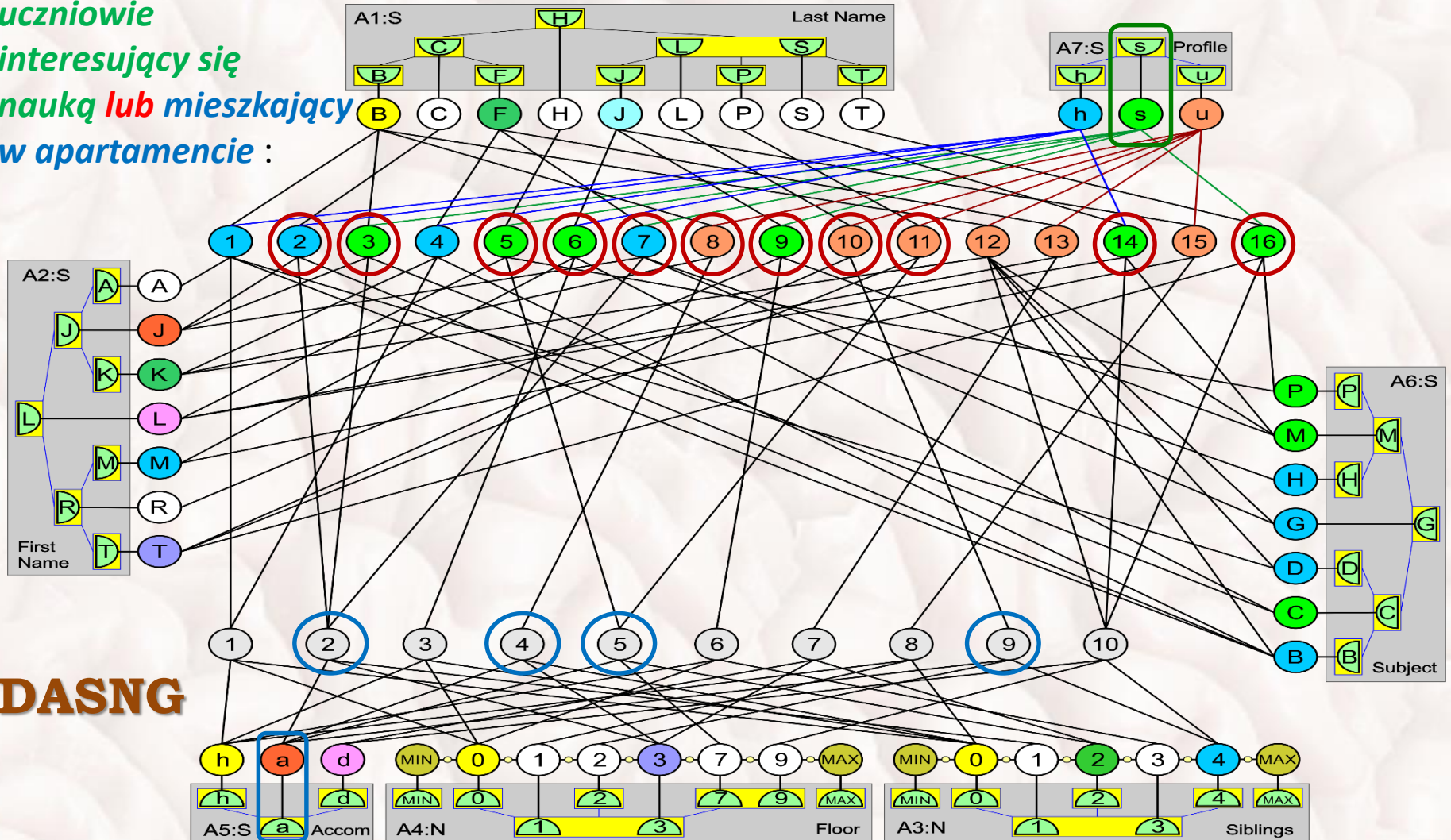


GŁĘBOKIE ASOCJACYJNE GRAFY NEURONOWE



W przypadku alternatywy logicznej czekamy na aktywność wszystkich neuronów osób, tzn. zarówno tych **szybciej** aktywowanych, jak również tych **później** aktywowanych, przy czym kolejność aktywacji sortuje nam obiekty wg stopnia dopasowania do takiej alternatywy, np.:

uczniowie
interesujący się
nauką lub mieszkający
w apartamencie :



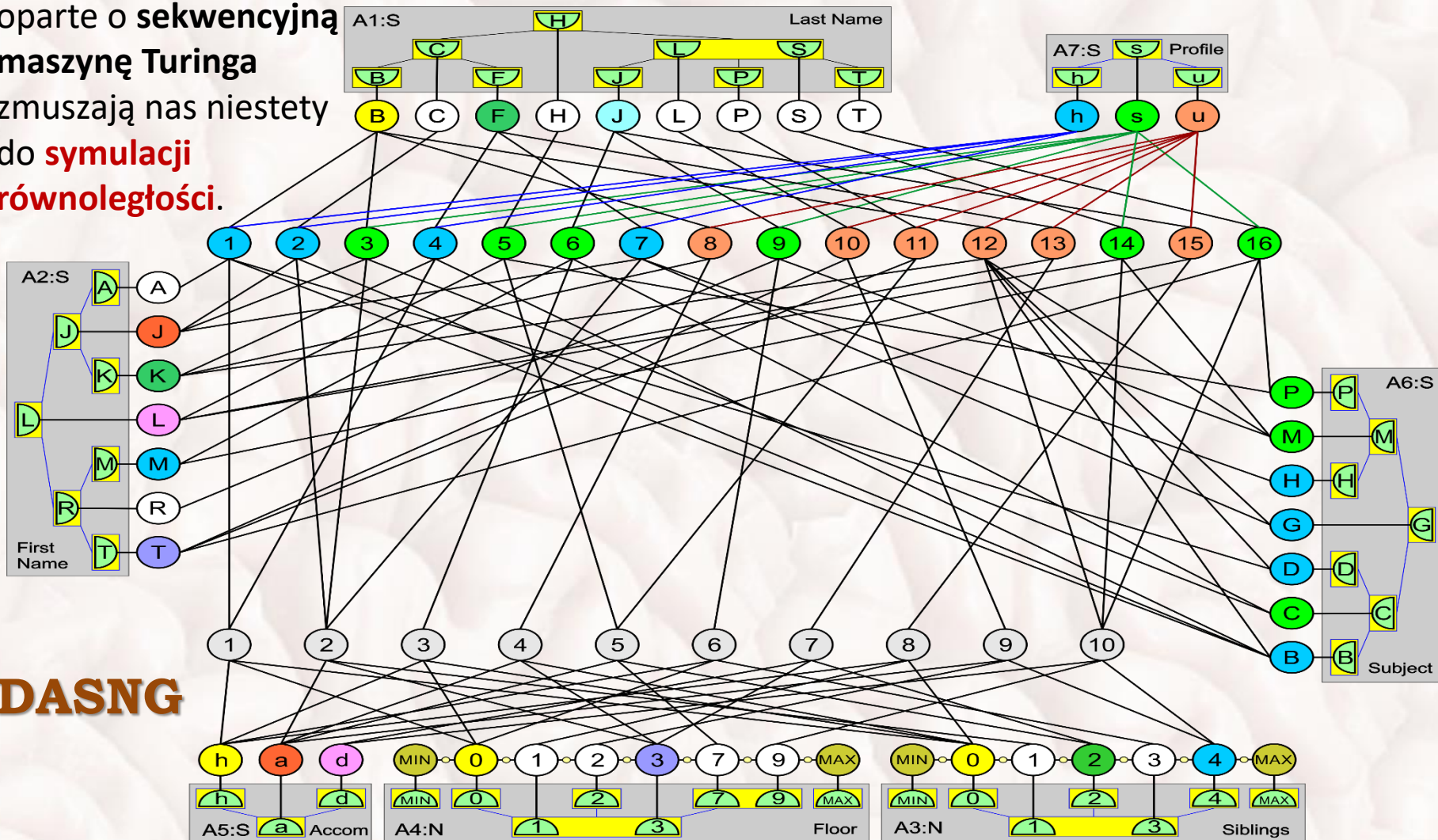


GŁĘBOKIE ASOCJACYJNE GRAFY NEURONOWE



Sensory i neurony w takim grafie mogą i powinny być pobudzone **równolegle** jak w ludzkim mózgu, więc uzyskanie takich odpowiedzi można osiągnąć **w czasie stałym** pod warunkiem, iż dysponujemy systemem, który umożliwia taką **równoległość**! Niestety nasze komputery

oparte o **sekwencyjną maszynę Turinga** zmuszają nas niestety do **symulacji równoległości**.



DASNG



EKSPLORACJA WIEDZY Z DANYCH



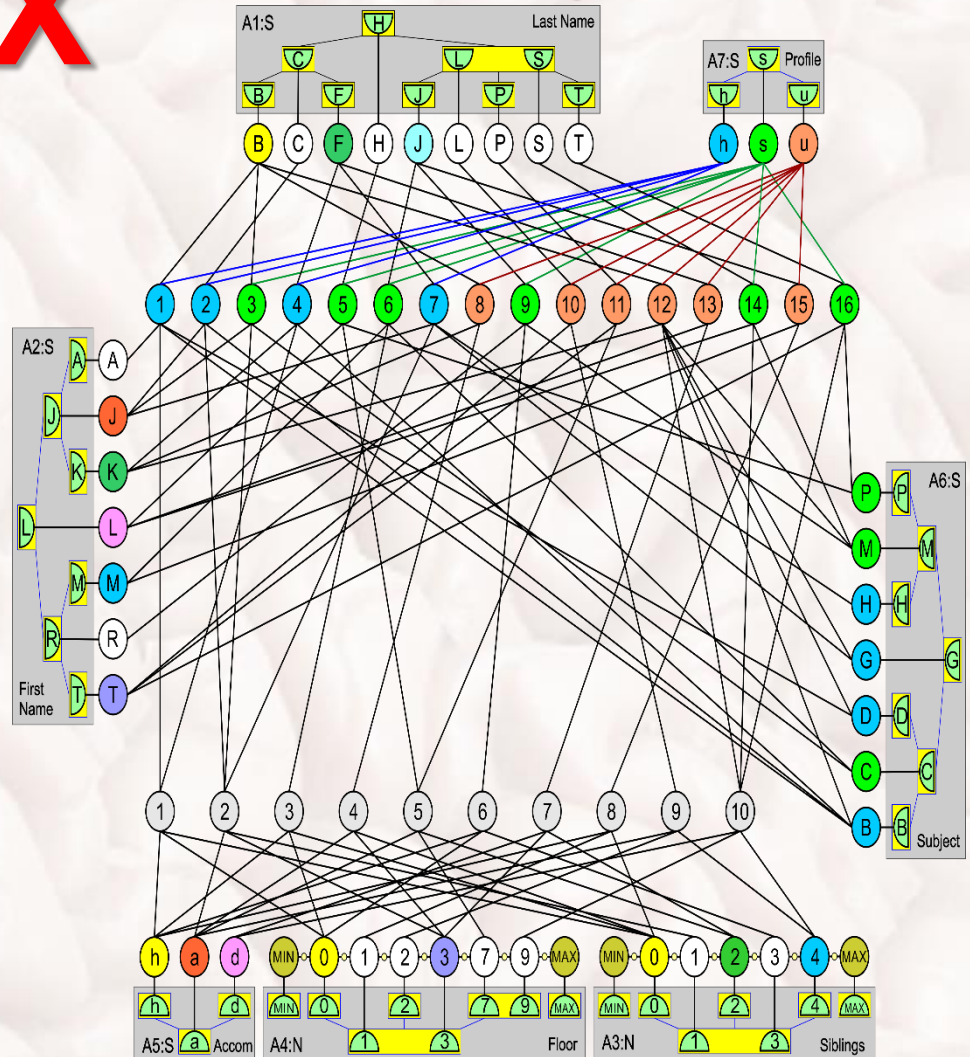
Możemy więc przeprowadzić **eksplorację wiedzy z danych** na różne sposoby:

PRZESZUKIWANIE TABEL
stosując klasyczne podejścia
do eksploracji danych,
tj. obliczanie częstości i wsparcia,
łączenie i porównywanie elementów,
transformacje ECLAT, alg. Apriori...

POBUDZANIE SIECI DASNG
i czekanie na wyniki...



TABLE C: Subjects		TABLE D: Likes		TABLE A: Pupils					TABLE B: Live with/in				TABLE E: Profile		
A6:S	Primary	Foreign	Foreign	Primary	A1:S	A2:S	Foreign	Foreign	Primary	A3:N	No	A4:N	A5:S	Primary	A7:S
Subjects	KeyC	KeyC	KeyA	KeyA	Last Name	First Name	KeyE	KeyB	KeyB	of Siblings	Floor	Accommodation	KeyE	Profile	
business	1	1	1	1	Brown	Amy	1	1	1	0	0	house	1	humanistic	
chemistry	2	1	2	2	Cruise	Jack	1	2	2	1	3	apartment	2	science	
drama	3	1	3	3	Brown	Jack	2	2	3	0	0	house	3	unselected	
geography	4	1	4	4	Ford	Kate	3	1	4	0	3	apartment	4		
history	5	2	3	5	Hanks	Luke	2	5	5	2	7	apartment	5		
mathematics	6	6	12	6	Jolie	Mary	3	3	6	3	0	house	6		
physics	7	2	6	7	Ford	Jack	2	2	7	2	3	dormitory	7		
		4	7	8	Brown	Kate	1	4	8	0	1	house	8		
		7	5	9	Jolie	Rose	2	6	9	4	2	apartment	9		
		4	12	10	Lopez	Tom	1	9	10	4	9	dormitory	10		
		6	9	11	Pitt	Tom	3	5	11	4	2	apartment	11		
		3	12	12	Brown	Kate	1	10	12	4	9	dormitory	12		
		5	7	13	Ford	Luke	2	7	13	4	2	apartment	13		
		7	16	14	Smith	Luke	2	10	14	4	9	dormitory	14		
		1	12	15	Jolie	Mary	2	8	15	4	2	apartment	15		
		6	14	16	Trump	Tom	3	10	16	4	9	dormitory	16		



BIBLIOGRAFIA

1. **A. Horzyk**, Neurons Can Sort Data Efficiently, Proc. of ICAISC 2017, Springer-Verlag, LNAI, 2017.
2. **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](#).
3. **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.
4. [Innovative Types and Abilities of Neural Networks Based on Associative Mechanisms and a New Associative Model of Neurons - referat na zaproszenie](#) na międzynarodowej konferencji ICAISC 2015, Springer-Verlag, [LNAI 9119](#), 2015, pp. 26-38, [DOI 10.1007/978-3-319-19324-3_3](#)
5. **Horzyk, A.**, *How Does Generalization and Creativity Come into Being in Neural Associative Systems and How Does It Form Human-Like Knowledge?*, **Neurocomputing**, 2014, **IF = 1,634**.
6. **Horzyk, A.**, *Human-Like Knowledge Engineering, Generalization and Creativity in Artificial Neural Associative Systems*, Springer, AISC 11156, 2014.
7. **Horzyk, A.**, *Human-Like Knowledge Engineering, Generalization and Creativity in Artificial Neural Associative Systems*, Springer Verlag, AISC 11156, ISSN 2194-5357, 2015.
8. **Horzyk, A.**, *Innovative Types and Abilities of Neural Networks Based on Associative Mechanisms and a New Associative Model of Neurons - referat na zaproszenie na międzynarodowej konferencji ICAISC 2015*, Springer Verlag, LNAI, 2015.
9. **Horzyk, A.**, [Sztuczne systemy skojarzeniowe i asocjacyjna sztuczna inteligencja](#), EXIT, Warszawa, 2013.
10. Tadeusiewicz, R., **Horzyk, A.**, *Man-Machine Interaction Improvement by Means of Automatic Human Personality Identification*, Gerhard Goos, Juris Hartmanis, and Jan van Leeuwen (Eds.), Springer, LNCS 8104, 2013.
11. **Horzyk, A.**, Gadamer, M., *Associative Text Representation and Correction*, Springer Verlag Berlin Heidelberg, LNAI 7894, 2013, pp. 76-87.
12. **Horzyk, A.**, *Information Freedom and Associative Artificial Intelligence*, Springer Verlag Berlin Heidelberg, LNAI 7267, 2012, pp. 81-89.
13. **Horzyk, A.**, *Self-Optimizing Neural Network 3*, L. Franco, D. Elizondo, J.M. Jerez (eds.), Constructive Neural Networks, Springer, Series: Studies in Computational Intelligence, Vol. 258, 2009, pp. 83-101.
14. Dudek-Dyduch, E., Tadeusiewicz, R., **Horzyk, A.**, *Neural Network Adaptation Process Effectiveness Dependent of Constant Training Data Availability*, **Neurocomputing** 72, 2009, pp. 3138-3149, **IF = 1,440**.



horzyk@agh.edu.pl

INFORMATYKA

Adrian Horzyk

Sztuczne systemy skojarzeniowe
i asocjacyjna sztuczna inteligencja



Akademicka Oficyna Wydawnicza EXIT
Warszawa 2013