# Modele "aproksymacyjne"

Biologicznie inspirowane

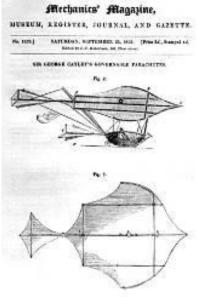
### Inspiracje biologiczne w technice



#### Inspiracje biologiczne w technice





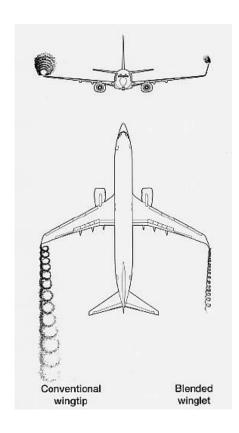




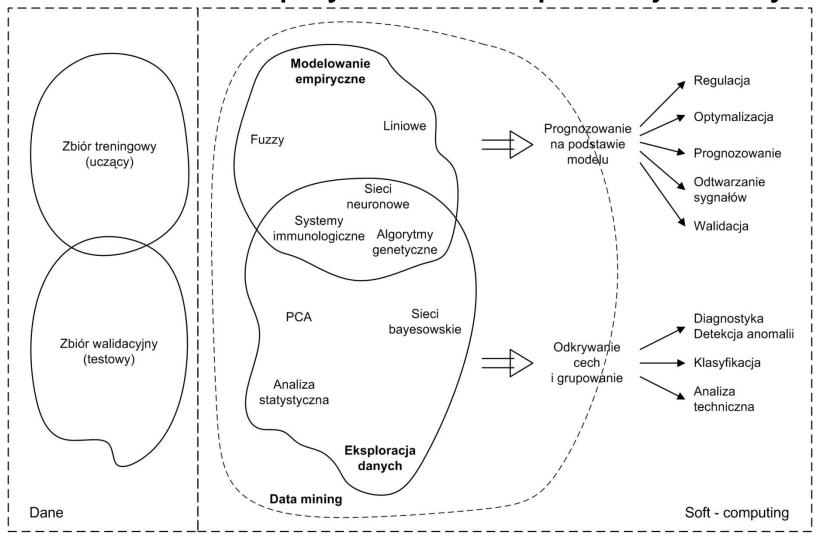
#### Inspiracje biologiczne w technice







#### Modelowanie empiryczne i eksploracja danych



# Klasyczne modele aproksymacyjne – stan ustalony

$$Y = \sum a_i \ z_i$$

 $z_i$  - uogólnione wyjście

$$N = a_1 m \Delta i_s + a_2 \Delta i_s$$

$$z_1 = m \Delta i_s \qquad z_2 = \Delta i_s$$

$$z_i = w_i w_i$$

$$z_i = w_k w_j$$

$$z_i = \sin w_i$$

## **Model AR**

Model ten znany jest pod nazwą modelu autoregresyjnego (ang. AutoRegressive) - prognoza zależy jedynie od historii prognozowanego sygnału. oznacza zależność bieżącej wartości sygnału od określonej ilości poprzednich wartości tego sygnału.

$$y[t] = \sum_{i=1}^{n_a} a_i \cdot y[t-i] + e[t]$$

Ilość poprzednich sygnałów uwzględnianych w modelu AR nazywana jest rzędem procesu autoregresji.

 $a_i$  – współczynnik szeregu dla historii sygnału przesuniętego o **i** chwil czasowych y[t-i] – wartość sygnału prognozowanego, przesunięta o **i** chwil czasowych e[t] – zakłócenie, przybliżane zwykle przez biały szum

Model szeregu AR nie wykorzystuje żadnych innych informacji do prognozowania poza historią sygnału prognozowanego. W szczególności nie są brane pod uwagę wartości parametrów wejściowych Biały szum cechuje np. zakłócenia toru pomiarowego. Jest charakteryzowany przez rozkład normalny, o wartości oczekiwanej E(X)=0 i odchyleniu

standardowym  $\sigma_x$ =1.

## **Model ARX**

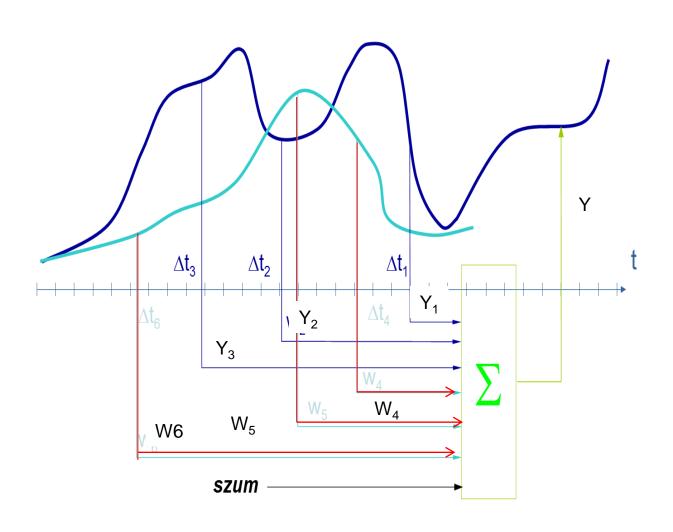
Model ten znany jest pod nazwą modelu autoregresyjnego z dodatkowymi wejściami (ang. (AutoRegressive with eXternal input) - modelu prognoza zależy od historii prognozowanego sygnału, historii sterowań oraz historii zakłóceń

$$y[t] = \sum_{i=1}^{n_a} a_i \cdot y[t-i] + \sum_{i=1}^{n_b} b_j \cdot w_j[t-j] + e[t]$$

- $a_i$  współczynnik szeregu dla historii sygnału przesuniętego o i chwil czasowych
- $b_j$  współczynnik szeregu dla historii sygnału wejściowego przesuniętego o i chwil
- *y[t-i]* wartość sygnału prognozowanego, przesunięta o *i* chwil czasowych
- x[t-j] wartość sygnału sterującego, przesunięta o j chwil czasowych
- e[t] zakłócenie, przybliżane zwykle przez biały szum

W odróżnieniu od modelu AR obok historii sygnału prognozowanego wejściem modelu mogą być również poprzednie wartości wejść. Należy jednak zwrócić uwagę, że wartość sterowania musi być również funkcją czasu, a proces reprezentowany przez model ARX powinien mieć charakter stacjonarny.

## Interpretacja graficzna modelu ARX



## Modele średniej ruchomej **MA** z angielskiego Moving Average

$$y[t] = e[t] - \sum_{i=1}^{n_c} c_i \cdot e[t-i]$$

czas

y[t] wartość sygnału wyjściowego w chwili bieżącej t

e[t] wartość zakłócenia w chwili bieżącej t

e[t-i] wartość sygnału zakłócającego w chwili t-i (n<sub>c</sub> jest rzędem modelu średniej ruchomej)

 $C_{i}$ współczynniki modelu podlegające identyfikacji

#### Model ARMAX

AutoRegressive with eXternal input and Moving Average

$$y[t] = \sum_{i=1}^{n_a} a_i \cdot y[t-i] + \sum_{j} \sum_{i=1}^{n_b} b_{ji} \cdot u_j[t-i] - \sum_{i=1}^{n_c} c_i \cdot e[t-i] + e[t]$$

- y[t] wartość sygnału wyjściowego w chwili bieżącej *t*
- y[t-i] wartość sygnału wyjściowego w chwili *t-i* (n<sub>a</sub> jest rzędem autoregeresji)
- u<sub>i</sub>[t-i] wartość j-tego sygnału wejściowego w chwili *t-i*
- e[t] wartość zakłócenia w chwili bieżącej t
- e[t-i] wartość sygnału zakłócającego w chwili *t-i* (n<sub>c</sub> jest rzędem modelu średniej ruchomej)
- a<sub>i</sub>, b<sub>ji</sub>, c<sub>i</sub> współczynniki modelu podlegające identyfikacji

#### Modele nieliniowe NARMAX

Jeżeli rozpatrywany proces ma charakter nieliniowy, zbudowanie modelu przydatnego do praktycznego stosowania jest znacznie utrudnione.

Często stosuje się linearyzację modelu wokół danego punktu pracy, zakładając dobre odwzorowanie procesu przez model w całym zakresie pracy instalacji. Często jednak założenie takie prowadzi do znacznych błędów modelowania, szczególnie w przypadku procesów silnie nieliniowych.

Zabiegiem znacznie poprawiającym jakość modelu może wtedy być podzielenie zakresu pracy instalacji na podzakresy, a następnie wygenerowanie modeli liniowych (na przykład ARMAX) dla poszczególnych przedziałów pracy. W ten sposób możliwe jest uzyskanie modeli liniowych znacznie lepiej opisujących obiekt w poszczególnych, zależnych od czasu, punktach pracy. Ten typ modelowania nazywany jest modelowaniem kawałkami liniowym i jest, z racji swej prostoty implementacyjnej w systemach działających on-line, często wykorzystywany w zastosowaniach praktycznych.

#### Modele nieliniowe NARMAX

- Model kawałkami liniowy jest budowany w poszczególnych przedziałach pracy instalacji, w oparciu o reguły przedstawione na poprzednich slajdach, a następnie, w zależności od bieżącego punktu pracy Ω(t), następuje przełączanie pomiędzy poszczególnymi modelami lokalnymi, zgodnie z regułami opisanymi pewną funkcją, definiującą reguły przełączania pomiędzy poszczególnymi modelami obowiązującymi w kolejnych podzbiorach.
- Zatem cechami różniącymi model NARMAX od modelu ARMAX są:
- uzależnienie poszukiwanych współczynników modelu od bieżącego punktu pracy  $\Omega(t)$
- wprowadzenie funkcji  $\Lambda_k(\Omega(t))$

#### Modele nieliniowe NARMAX

$$y[t] = \sum_{k=1}^{N} \Biggl(\sum_{i=1}^{n_a} a_{ik} \left(\Omega(t)\right) \cdot y[t-i] + \sum_{j} \sum_{i=1}^{n_b} b_{jik} \left(\Omega(t)\right) \cdot u_{jk}[t-i] - \sum_{i=1}^{n_c} c_{ik} \left(\Omega(t)\right) \cdot e[t-i] + e[t] \Biggr) \Lambda_k \left(\Omega(t)\right) \cdot e[t-i] + e[t] \left(\sum_{i=1}^{n_a} a_{ik} \left(\Omega(t)\right) \cdot e[t-i] + e[t]\right) \Lambda_k \left(\Omega(t)\right) \cdot e[t-i] + e[t] \left(\sum_{i=1}^{n_a} a_{ik} \left(\Omega(t)\right) \cdot e[t-i] + e[t]\right) \Lambda_k \left(\Omega(t)\right) \cdot e[t-i] + e[t] \left(\sum_{i=1}^{n_a} a_{ik} \left(\Omega(t)\right) \cdot e[t-i] + e[t]\right) \Lambda_k \left(\Omega(t)\right) \cdot e[t-i] + e[t] \left(\sum_{i=1}^{n_a} a_{ik} \left(\Omega(t)\right) \cdot e[t-i] + e[t]\right) \Lambda_k \left(\Omega(t)\right) \cdot e[t-i] + e[t] \left(\sum_{i=1}^{n_a} a_{ik} \left(\Omega(t)\right) \cdot e[t-i] + e[t]\right) \Lambda_k \left(\Omega(t)\right) \cdot e[t-i] + e[t] \left(\sum_{i=1}^{n_a} a_{ik} \left(\Omega(t)\right) \cdot e[t-i] + e[t]\right) \Lambda_k \left(\Omega(t)\right) \cdot e[t-i] + e[t] \left(\sum_{i=1}^{n_a} a_{ik} \left(\Omega(t)\right) \cdot e[t-i] + e[t]\right) \Lambda_k \left(\Omega(t)\right) \cdot e[t-i] + e[t] \left(\sum_{i=1}^{n_a} a_{ik} \left(\Omega(t)\right) \cdot e[t-i] + e[t]\right) \Lambda_k \left(\Omega(t)\right) \cdot e[t-i] + e[t] \left(\sum_{i=1}^{n_a} a_{ik} \left(\Omega(t)\right) \cdot e[t-i] + e[t]\right) \Lambda_k \left(\Omega(t)\right) \cdot e[t-i] + e[t] \left(\sum_{i=1}^{n_a} a_{ik} \left(\Omega(t)\right) \cdot e[t-i] + e[t]\right) \Lambda_k \left(\Omega(t)\right) \cdot e[t-i] + e[t] \left(\sum_{i=1}^{n_a} a_{ik} \left(\Omega(t)\right) \cdot e[t-i] + e[t]\right) \Lambda_k \left(\Omega(t)\right) \cdot e[t-i] + e[t] \left(\sum_{i=1}^{n_a} a_{ik} \left(\Omega(t)\right) \cdot e[t-i] + e[t]\right) \Lambda_k \left(\Omega(t)\right) \cdot e[t-i] + e[t] \left(\sum_{i=1}^{n_a} a_{ik} \left(\Omega(t)\right) \cdot e[t-i] + e[t]\right) \Lambda_k \left(\Omega(t)\right) \cdot e[t-i] + e[t] \left(\sum_{i=1}^{n_a} a_{ik} \left(\Omega(t)\right) \cdot e[t-i] + e[t]\right) \Lambda_k \left(\Omega(t)\right) \cdot e[t-i] + e[t] \left(\sum_{i=1}^{n_a} a_{ik} \left(\Omega(t)\right) \cdot e[t-i] + e[t]\right) \Lambda_k \left(\Omega(t)\right) \cdot e[t-i] + e[t] \left(\sum_{i=1}^{n_a} a_{ik} \left(\Omega(t)\right) \cdot e[t-i] + e[t]\right) \Lambda_k \left(\Omega(t)\right) \cdot e[t-i] + e[t] \left(\sum_{i=1}^{n_a} a_{ik} \left(\Omega(t)\right) \cdot e[t-i] + e[t]\right) \Lambda_k \left(\Omega(t)\right) \cdot e[t-i] + e[t] \left(\sum_{i=1}^{n_a} a_{ik} \left(\Omega(t)\right) \cdot e[t-i] + e[t]\right) \Lambda_k \left(\Omega(t)\right) \cdot e[t-i] + e[t] \left(\sum_{i=1}^{n_a} a_{ik} \left(\Omega(t)\right) \cdot e[t-i] + e[t]\right) \Lambda_k \left(\Omega(t)\right) \cdot e[t-i] + e[t] \left(\sum_{i=1}^{n_a} a_{ik} \left(\Omega(t)\right) \cdot e[t-i] + e[t]\right) \Lambda_k \left(\Omega(t)\right) \cdot e[t-i] + e[t]$$

```
t –czas
```

y[t] –wartość sygnału wyjściowego w chwili bieżącej *t* 

y[t-i] –wartość sygnału wyjściowego w chwili *t-i* (n<sub>a</sub> jest rzędem autoregeresji)

u<sub>i</sub>[t-i] –wartość j-tego sygnału wejściowego w chwili *t-i* 

e[t] – wartość zakłócenia w chwili bieżącej t

e[t-i] –wartość sygnału zakłócającego w chwili *t-i* (n<sub>c</sub> jest rzędem modelu średniej ruchomej)

N –liczba podzbiorów, na jaką podzielono zakres pracy modelowanej instalacji

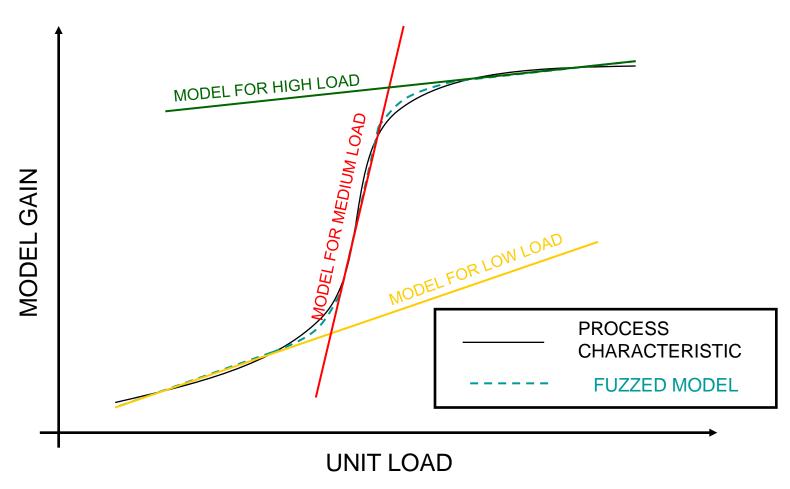
 $\Omega(t)$  —bieżący punkt pracy instalacji

 $\Lambda_k(\Omega(t))$  —funkcja opisująca reguły przełączania pomiędzy poszczególnymi modelami obowiązującymi w kolejnych podzbiorach

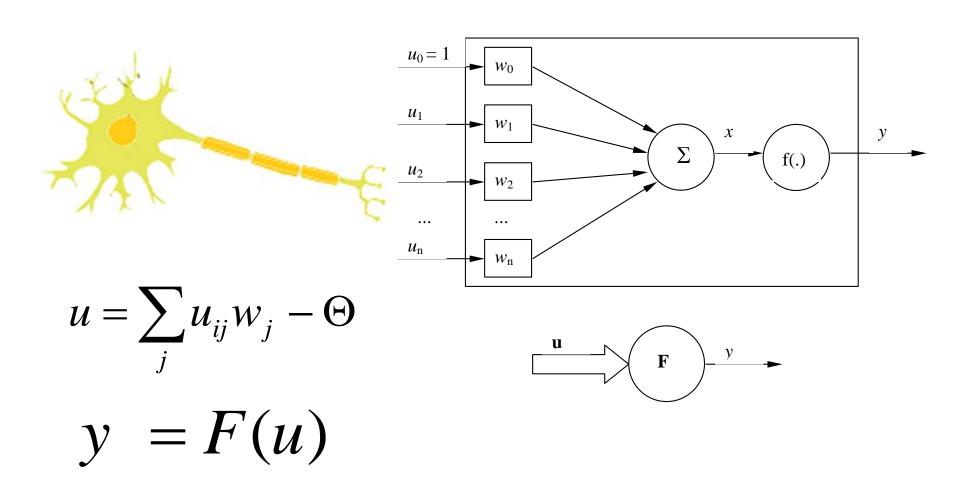
 $a_i(\Omega(t)),$   $b_{ji}(\Omega(t)),$   $c_i(\Omega(t))$  -współczynniki modelu podlegające identyfikacji, zależne w przypadku modelu klasy NARMAX od bieżącego punktu pracy

# Model rozmyty

Quasi-linear fuzzed model



## Sztuczne Sieci Neuronowe (SSN)



 $m{F}$  - funkcja aktywacji (przejścia)

# Funkcje aktywacji

• liniowa  $y = k \cdot u$ 

$$y = k w_1 u_1 + k w_2 u_2 + \dots$$

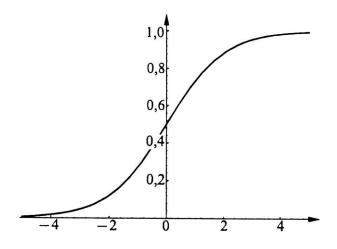
skoku jednostkowego, progowa

$$y = 1$$
  $dla$   $u \ge \Theta$   
 $y = 0$   $dla$   $u < \Theta$ 

# Funkcje aktywacji

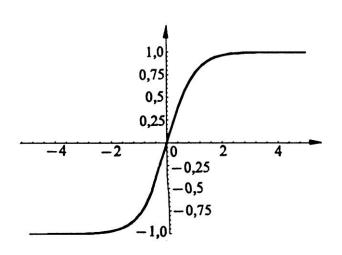
funkcja sigmoidalna

$$y = \frac{1}{1 + \exp(-\beta u)}$$

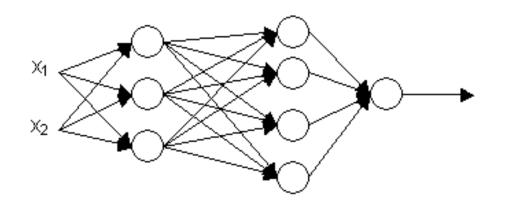


funkcja tangens hiperboliczny (tangensoidalna)

$$y = tgh\left(\alpha \frac{u}{2}\right) = \frac{1 - \exp(-\alpha u)}{1 + \exp(\alpha u)}$$



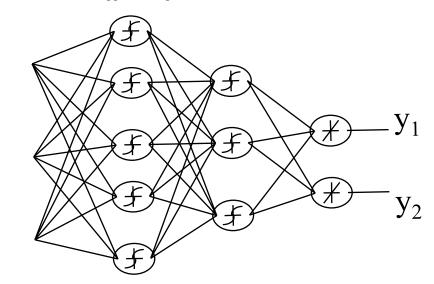
## Struktura jednokierunkowa



wejście sieci

neurony ukryte

neuron wyjściowy

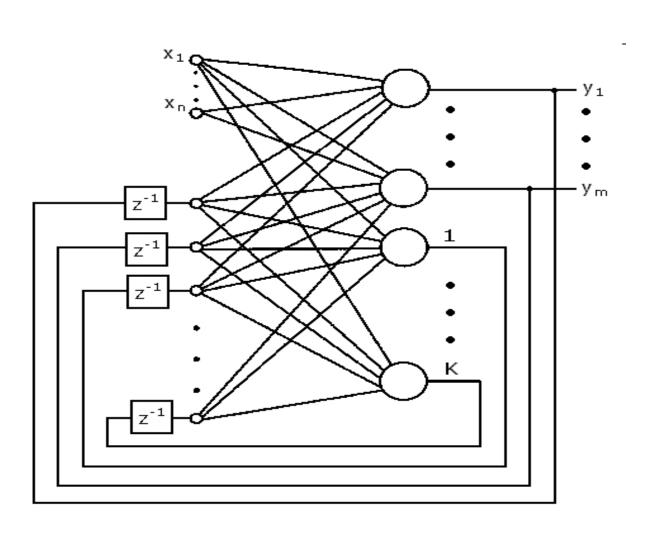


 $\mathbf{X}_2$ 

 $\mathbf{X}_1$ 

 $X_3$ 

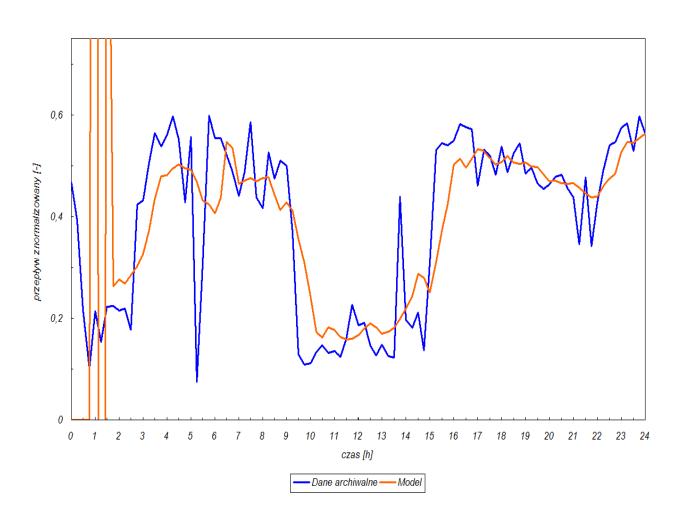
# Sieć rekurencyjna



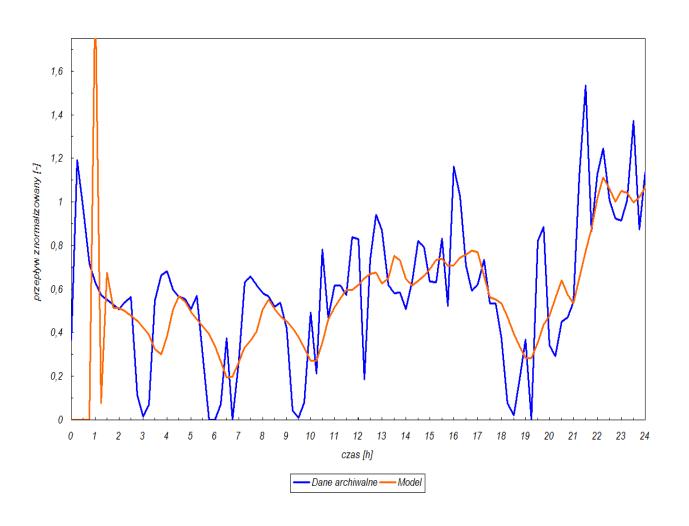
## Przykładowe wyniki AR



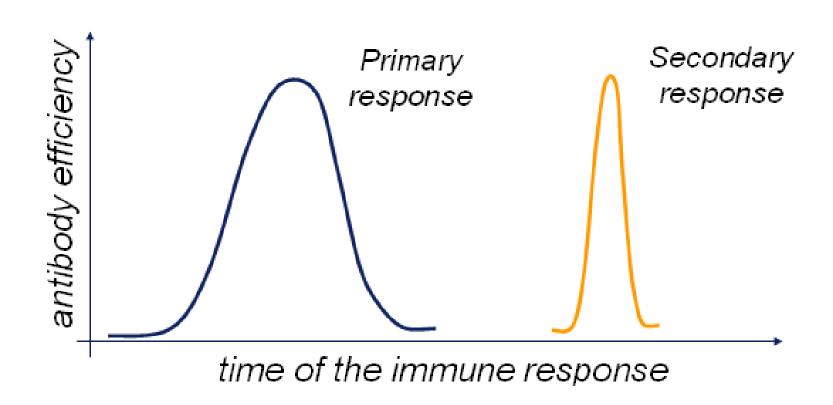
## Przykładowe wyniki AR



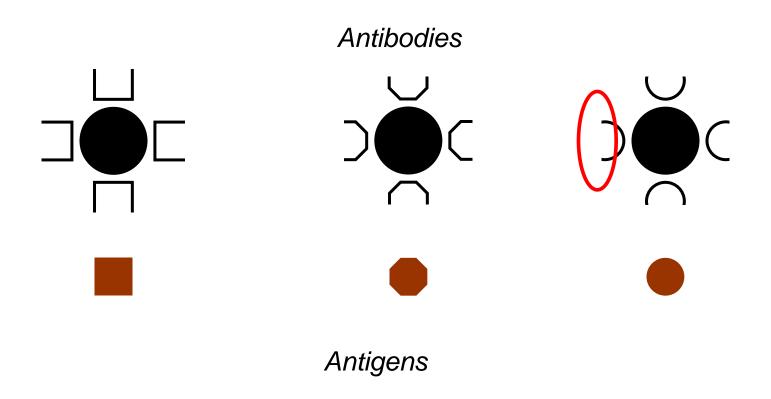
## Przykładowe wyniki AR



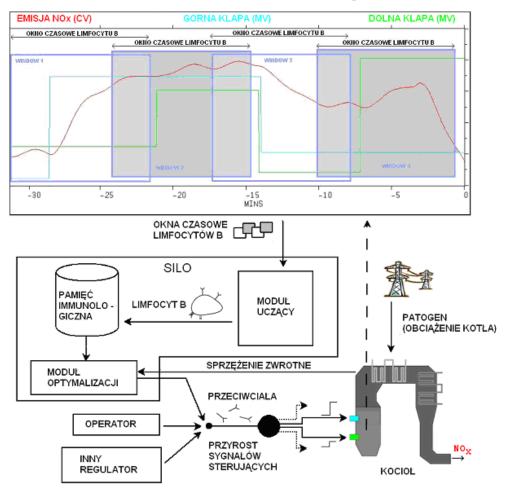
# Systemy immunologiczne



# Jak przeciw ciała walczą z antygenami



## SILO – ogólne spojrzenie



patogeny (wirusy, bakterie itp.) zakłócenia procesu

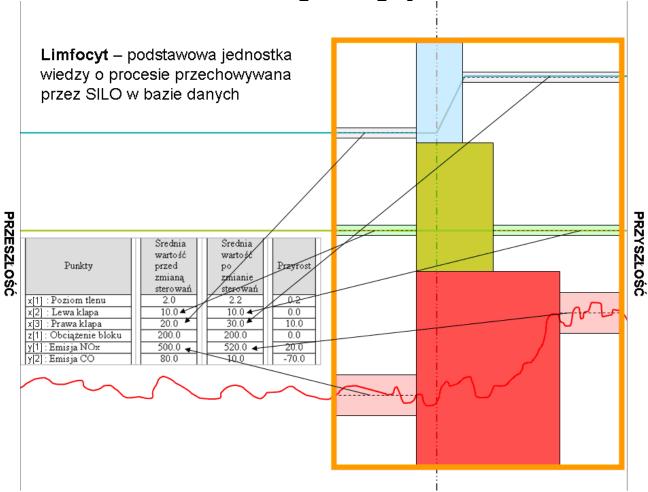
przeciwciała (eliminują patogeny) sygnały sterowania generowane przez SILO

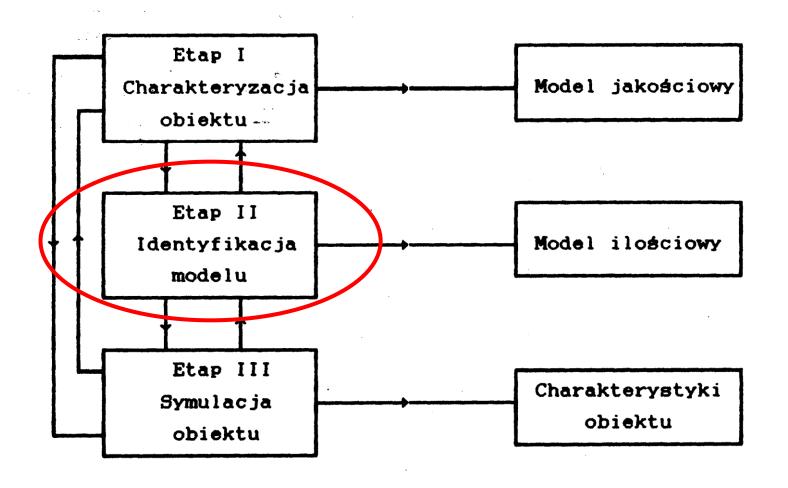
limfocyty typu B statyczna reakcja obiektu na zmi sterowania

pamięć immunologiczna baza limfocytów

 poziom zdrowia organizmu wartość wskaźnika jakości

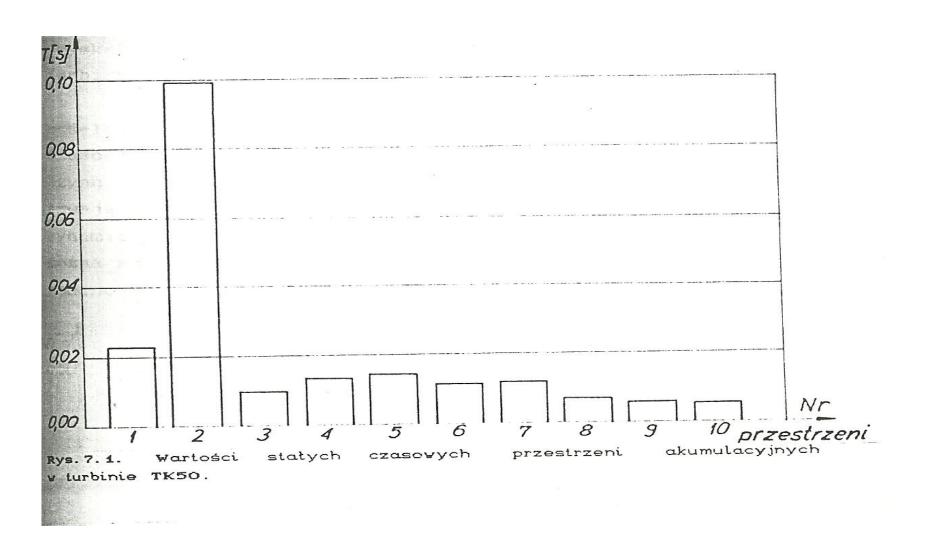
## Limfocyt typu B



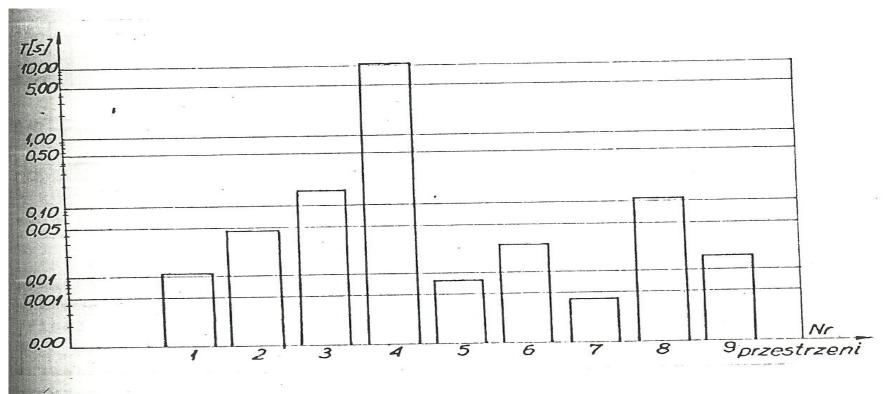


Etapy identyfikacji obiektu (modelowania matematycznego)

#### Identyfikacja zjawiska akumulacji

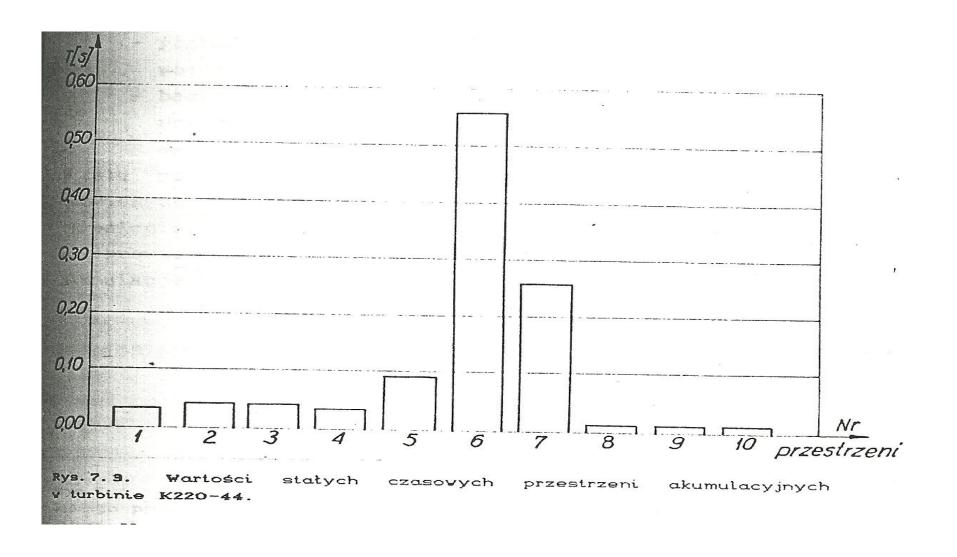


#### Identyfikacja zjawiska akumulacji c.d.

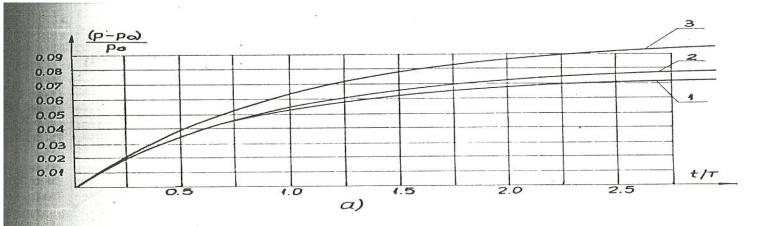


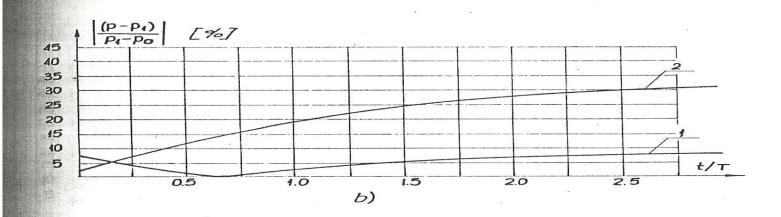
Rys. 7. 2. Wartości stałych czasowych przestrzeni akumulacyjnych w turbinie 13K215.

#### Identyfikacja zjawiska akumulacji c.d.



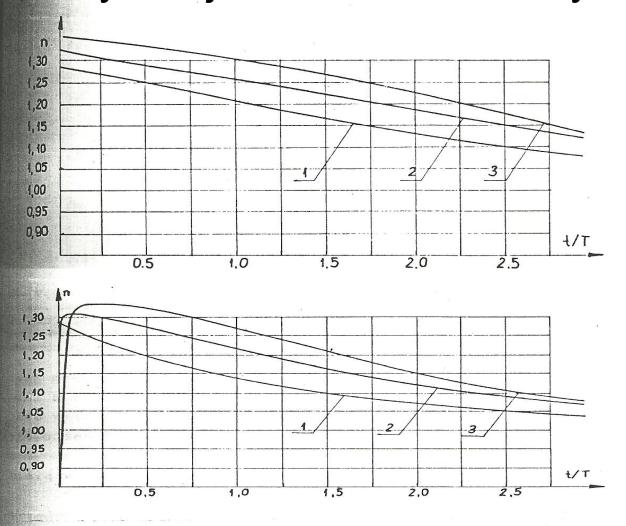
#### Identyfikacja równań bilansowych





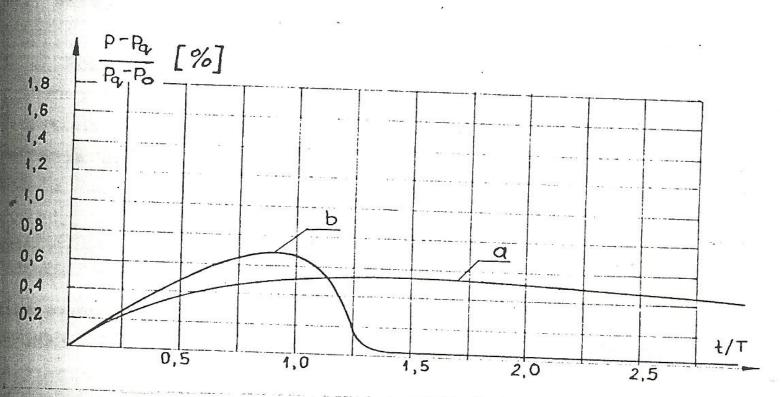
Rys. 7.5. Wyniki obliczeń ciśnienia w przestrzeni akumulacyjnej po zmianie strumienia masy pary dolotovej o 10% ( $\Delta\mu=0$ ,1);a)-przebiegi zmian ciśnienia; po ciśnienie w stanie początkowym,T – stata czasowa przestrzeni; 1 – model ogólny, 2 – model "politropovy", 3 – model liniowy; b) – przebiegi względnych różnie między wartościami ciśnień wyznaczonymi z modelu ogólnego, "politropowego" i liniowego;  $P_4$  – wartość z modelu ogólnego; 1- model poltropowy, 2 – model liniowy.

#### Identyfikacja równań bilansowych c.d.



Rys. 7.10. Zmiany vykładnika politropy v czasie, procesów nieustalonych v obiekcie z trzema przestrzeniami akumulacyjnymi, przedstawionym na rys. 7.9; cyfry przy poszczególnych liniach odpowiadają numerom przestrzeni na rys. 7.9; T-stała czasowa przestrzeni 1; a) wymuszenie  $\Delta\mu$ =0,1; b) wymuszenie  $\Delta\mu$ =-0,1.

#### Identyfikacja istotności zjawisk



ya.7.12. Względne różnice w wartościach ciśnienia, dla procesu nieustalonego ynikającego ze zmian strumienia masy pary dolotowej, dla obiektu przedstawiowgo na rys.7.4, przy obliczeniach z uwzględnieniem i bez uwzględnienia
wmiany ciepta; pociśnienie w stanie początkowym, pociśnienie obliczone.
uwzględnieniem wymiany ciepta, pociśnienie wyznaczone z pominięciem wymiany ciepta. Względne zmiany strumienia masy pary dolotowej wynosity  $\Delta\mu=0.5$