

Jerzy TCHÓRZEWSKI*
Radosław MARŁĘGA*

SYSTEMOWY ALGORYTM EWOLUCYJNY DO POPRAWY MODELU TOWAROWEJ GIELDY ENERGII ELEKTRYCZNEJ. CZĘŚĆ 1. ISTOTA I MOŻLIWOŚCI ALGORYTMU

W pracy zamieszczono opis istoty i możliwości wykorzystania Systemowego Algorytmu Ewolucyjnego (SAE) do poprawy struktury i parametrów modelu systemu na przykładzie Towarowej Giełdy Energi Elektrycznej. Po zdefiniowaniu podstawowych pojęć dotyczących algorytmu SAE pokazano algorytm oraz szczegółowo omówiono najistotniejsze jego kroki, to jest m.in. sposób tworzenia systemowej populacji początkowej, systemowych operatorów genetycznych, systemowej metody selekcji oraz systemowej funkcji krzepkości jako funkcji rozbieżności pomiędzy modelem systemu jego otoczeniem (dostawcami i odbiorcami energii elektrycznej). Zamieszczono też wybrane wyniki analizy modeli TGEE z punktu widzenia wykorzystania ich do generowania systemowej PP oraz systemowej funkcji krzepkości.

SŁOWA KLUCZOWE: modele w przestrzeni stanów, środowisko MATLAB i Simulink, Rynek Dnia Następnego, Systemowy Algorytm Ewolucyjny, Towarowa Giełda Energii Elektrycznej, modelowanie i symulacja

1. SYSTEMOWY ALGORYTM EWOLUCYJNY

1.1. Wprowadzenie

Propozycja nowej metody z grupy algorytmów ewolucyjnych nazwanej Systemowym Algorytmem Ewolucyjnym (SAE) została zaproponowana w artykule pt. Systemowy algorytm ewolucyjny w modelowaniu rozwoju rynku energii elektrycznej na Konferencji pn. Inżynieria Wiedzy i Systemy Ekspertowe zorganizowanej przez Instytut Cybernetyki Technicznej na PWr w 2003 r. [23]. Następnie algorytm SAE został dostosowany do metod modelowania identyfikacyjnego, a wyniki zostały zaprezentowane w artykule pt. Modelowanie rozwoju rynku energii elektrycznej z wykorzystaniem systemowego algorytmu

* Uniwersytet Przyrodniczo-Humanistyczny w Siedlcach.

ewolucyjnego na Konferencji Naukowo-Technicznej nt. Zastosowania Komputerów w Elektrotechnice, która została zorganizowana w 2014 r. przez Instytut Elektroniki i Elektrotechniki Przemysłowej Politechniki Poznańskiej [22]. Na tej bazie sformułowano algorytm SAE w kategoriach nowej metody sztucznej inteligencji zorientowanej na poprawę paramentów modeli systemów technicznych oraz techniczno-ekonomicznych, która została zaprezentowana i opublikowana w 2005 r. pt. Systemowy algorytm ewolucyjny (SAE) w ramach Konferencji pn. Bio-Algorithms and Med-Systems zorganizowanej przez Collegium Medicum UJ w Krakowie [21]. Zwrócono wówczas m.in. uwagę na fakt, iż algorytmy genetyczne i metody ewolucyjne nie zawierają wystarczająco dobrze zdefiniowanej m.in. systemowej metody otrzymywania Populacji Początkowej (PP) wprost z systemu oraz systemowej metody tworzenia funkcji krzepkości [1, 3–7, 9, 11, 13–14, 25]. W związku z tym zaproponowano ww. pracy szereg definicji takich jak zmiany strukturalne i parametryczne systemu, kod informacyjny rozwoju systemu, rozbieżności systemowe pomiędzy systemem a otoczeniem, itp., a jako bazę wyjściową do zdefiniowania algorytmu SAE przyjęto teorię sterowania oraz inżynierię rozwoju systemów [8, 18]. Algorytm SAE zastosowano m.in. do modelowania rynku energii elektrycznej [19–20], czy też do rozwoju systemu elektro-energetycznego [17].

Przyjęto m.in., że każdy system może zostać opisany za pomocą modelu matematycznego przy wykorzystaniu określonej metody analitycznej, identyfikacyjnej, neuronalnej, itp. [18]. Otrzymany model systemu jest pewnym uproszczeniem rzeczywistości i trudno jest uzyskać wysoką zgodność modelu z systemem, stąd potrzebne są metody takie jak metody ewolucyjne umożliwiające zwiększanie dokładności modeli. A zatem podstawą tworzenia PP powinien być model matematyczny systemu, który charakteryzuje się określoną strukturą i parametrami oraz jest tak skonstruowany, że może na nim zachodzić proces przez podobieństwo do procesów zachodzących na systemach rzeczywistych.

Istota algorytmu SAE dotyczy przede wszystkim przyjęcia modelu systemu za obiekt wymagający udoskonalenia tak pod względem jego struktury jak też parametrów. W przypadku, gdy model matematyczny jest opisany modelem parametrycznym wygodnie jest przyjąć, że PP można zbudować na bazie wielomianów występujących w modelu, to jest w przypadku modelu parametrycznego arx na podstawie wielomianów o strukturze $A(q)$ oraz $B(q)$. Istota wiedzy, której nośnikami są wielomiany $A(q)$ i $B(q)$ tkwi w ich strukturze i współczynnikach, stąd dalej zaproponowano, aby do tworzenia PP można wykorzystać chromosomy budowane w oparciu o kod informacyjny systemu utworzony na bazie struktury wielomianów modelu systemu. Kod ten nazwano sztucznym kodem genetycznym, opracowując w ten sposób wygodną metodę jego wypro-

wadzenia wprost z modelu systemu. Taki sztuczny kod genetyczny w terminologii teorii sterowania i systemów może zostać zdefiniowany jako wektor¹:

$$K_{ij}^k(t) = \langle g_{i1}^l, g_{i2}^l, \dots, g_{in}^m \rangle, \quad (1)$$

gdzie g_{ij}^k – i -ty sztuczny gen w j -tym chromosomie k -tego osobnika PP.

A zatem przyjęto, że w SAE mogą występować sztuczne kody genetyczne w postaci wektorów, macierzy lub tablic wyższego wymiaru w postaci swoistego zanurzenia sztucznego kodu genetycznego w innym sztucznym kodzie genetycznym.

1.2. Definicje podstawowych pojęć

W literaturze przedmiotu brak jest wypracowanych definicji w jaki sposób tworzyć PP, na co zwrócono uwagę m.in. w pracach [17–23], stąd za pracą [18] przyjmuje się:

Def. 1. Sztucznym kodem genetycznym w postaci współczynnikowej jest macierz postaci:

$$K_{ij}^w(t) = \begin{bmatrix} v & a_1 & a_2 & \dots & a_n & b_1^1 & b_2^2 & \dots & b_m^2 & \dots & b_1^k & b_2^k & \dots & b_m^k \end{bmatrix}, \quad (2)$$

gdzie:

v – stały współczynnik, od którego zależą zmiany parametryczne systemu (wyznaczany eksperymentalnie, występujący w wielomianie $A(q)$ jako wyraz stały najczęściej o wartości 1 oraz w wielomianach $B(q)$ jako wyraz stały najczęściej o wartości b_0),

a_i – współczynnik występujący przy i -tym wyrazie wielomianu $A_1(q)$ wyrażający stopień zmian parametrycznych wynikających ze strumienia wyjściowego systemu (w rozważanym przypadku ze średniej ceny energii elektrycznej uzyskiwanej w poszczególnych godzinach doby na TGEE [PLN/MWh]),

b_j^k – współczynnik występujący przy j -tym wyrazie wielomianu $B^k(q)$ związanego z k -tym wejściem wyrażający stopień zmian parametrycznych wynikających ze strumieni wejściowych systemu (w rozważanym przypadku z wolumenu dostarczonej i sprzedanej energii elektrycznej w poszczególnych godzinach doby TGEE [MWh]).

Sztuczny kod genetyczny zdefiniowany za pomocą wyrażenia (2) można wykorzystać do wygenerowania PP osobników (ewentualnie chromosomów z zanurzonymi w nim podchromosomami). Algorytm SAE [21] dokonuje operacji na PP w celu wytworzenia w kolejnych epokach Populacji Rodzicielskich

¹ Elementy sztucznego kodu genetycznego zapisane w postaci wartości (np. liczb) mogą być traktowane jak pierwotne sztuczne geny, a elementy sztucznego kodu genetycznego zapisane w postaci formuł matematycznych mogą być traktowane jako podchromosomy, mające podobną strukturę jak chromosom nadrzędny. W takiej sytuacji występuje zanurzenie jednego chromosomu w innym, a wartości chromosomów mogą być ustalane po wygenerowaniu populacji początkowej chromosomów.

(PR) polepszających model systemu i składa się z następujących podstawowych kroków:

Krok 1. Inicjacja populacji początkowej. Należy opracować strukturę osobników składających się na PP i wygenerować odpowiednio liczną populację osobników ze sztucznego kodu genetycznego. W przypadku chromosomów bez zanurzenia należy generować geny w zakresie dopuszczalnej tolerancji zmienności poszczególnych parametrów składających się na poszczególne współczynniki lub pierwiastki np. równania charakterystycznego, a w przypadku chromosomów z zanurzeniami należy najpierw umożliwić wygenerowanie różnych struktur chromosomów, a potem zbiorów ich wartości. Ten etap jest najbardziej istotny w algorytmie SAE, stąd istotna jest wysoka dokładność obliczeń.

Krok 2. Inicjacja rozbieżności systemowych, a więc inicjacja niedopasowania pomiędzy wielkościami wyjściowymi z systemu $y_s(t)$ oraz oczekiwanymi przez otoczenie wielkościami wejściowymi $u_o(t)$ oraz pomiędzy wielkościami wejściowymi do systemu $u_s(t)$ oraz możliwościami generowanymi przez otoczenie jako wielkości wyjściowe $y_o(t)$, co można wyrazić następująco:

Def. 2. Funkcja krzepkości algorytmu SAE jest rozbieżnością systemową postaci:

$$\Delta S = |u_s(t) - y_o(t)| \vee |y_s(t) - u_o(t)|. \quad (7)$$

W celu inicjacji rozbieżności systemowych wygodnie jest stworzyć tablicę identyfikacji matematycznej rozbieżności systemowych w ślad za wyborem modelu systemu typu MIMO. Można przyjąć, że cel działania systemu opisywany jest przez funkcję celu systemu a cel działania otoczenia przez funkcję przystosowania do otoczenia. W przypadku wyjść z systemu funkcja celu wynika z systemu, a funkcja przystosowania z wejść do otoczenia, a w przypadku wejść do systemu funkcja przystosowania wynika z wielkości wejściowych do systemu, a funkcja celu z wielkości wyjściowych z otoczenia. Takie ujęcie wiąże się z ujęciem otoczenia także jako systemu i koniecznością inicjacji populacji początkowej reprezentującej otoczenie na identycznej zasadzie jak w przypadku systemu.

Zależności definiujące oba rodzaje **funkcji przystosowania** oraz oba rodzaje **funkcji celu** powinny więc wynikać wprost z modelu systemu oraz wprost z modelu otoczenia dla danego systemu. W przypadku identyfikacji po stronie wielkości wyjściowych z systemu **funkcja celu** może zostać zdefiniowana w przypadku modelu parametrycznego w postaci:

$$A_j(q) \cdot y_j(t) = \sum_{i=1}^{24} B_i(q) \cdot u_i(t) + K \cdot e(t), \quad (8)$$

a **funkcją przystosowania** może być np. funkcja potrzeb otoczenia wyrażona w postaci oczekiwanych sygnałów wyjściowych z konkretnego systemu $u_o(t)$.

Zatem w praktycznych przypadkach funkcją rozbieżności definiującą funkcję krzepkości [17–23]) jest funkcja wyrażona następująco:

rozbieżność systemowa =
 = |wyjście y , z modelu (*funkcja celu*) – wejście do otoczenia $u_o(t)$ (funkcja przystosowania)| =
 =± błąd wynikający z identyfikacji systemu (różnica pomiędzy systemem a modelem).

Natomiast po stronie wejściowej systemu sytuacja będzie podobna tylko w odniesieniu nie do systemu, lecz do otoczenia, co często wymaga pogłębionych badań.

Krok 3. Zastosowanie systemowych operatorów genetycznych, a więc m. in. **systemowego operatora krzyżowania**² oraz **systemowego operatora mutacji**³, a więc dopuszczenie do zmiany parametrów i struktury modelu. W przypadku systemowego operatora krzyżowania wiąże się to z dopuszczeniem do zmiany wartości chromosomów we współczynnikowym kodzie genetycznym lub w pierwiastkowym kodzie genetycznym, itp.). Natomiast w przypadku systemowego operatora mutacji wiąże się to z dopuszczeniem do zmiany długości chromosomów (np. wypadnięcie lub dodanie nowego współczynnika we współczynnikowym kodzie genetycznym lub pierwiastka we pierwiastkowym kodzie genetycznym).

Krok 4. Zastosowanie systemowej metody selekcji, co może zostać osiągnięte poprzez zastosowanie klasycznych metod selekcji przeprowadzonych przy wykorzystaniu teorii sterowania i systemów.

Krok 5. Zatrzymanie algorytmu SAE. Ustalenie stopnia dokładności poprawy wartości osobnika, np. chromosomu.

2. SAE TOWAROWEJ GIEŁDY ENERGII ELEKTRYCZNEJ

2.1. Sformułowanie problemu

W wyniku identyfikacji otrzymano dyskretny model parametryczny Towarowej Giełdy Energii Elektrycznej (TGEE) postaci arx331 [10]:

$$A1(q) \cdot y_1(t) = B1(q) \cdot u_1(t) + B2(q) \cdot u_2(t) + \dots + B24(q) \cdot u_{24}(t), \quad (9)$$

² Należy umożliwić przy tym wybór odpowiedniej metody krzyżowania jak np. krzyżowanie wielopunktowe, krzyżowanie z maską, krzyżowanie segmentowe, krzyżowanie mieszające itp.

³ Należy umożliwić wybór odpowiedniej metody mutacji np. zmiana jednego z dowolnych genów, wstawienie nowego genu itp.

gdzie:

$$A1(q) = 1 - 0.2684 \cdot q^{-1} (+ - 0.0245) + 0.0681 \cdot q^{-2} (+ - 0.00345) - 0.09727 \cdot q^{-3} (+ - 0.00234),$$

$$B1(q) = -1.242 \cdot q^{-5} (+ - 0.12) + 2.121 \cdot q^{-6} (+ - 0.12) - 1.419 \cdot q^{-7} (+ - 0.23) + 0.3434 \cdot q^{-8} (+ - 0.034),$$

$$B2(q) = -0.3073 \cdot q^{-5} (+ - 0.023) + 0.1444 \cdot q^{-6} (+ - 0.045) + 0.4468 \cdot q^{-7} (+ - 0.05) + -1.203 \cdot q^{-8} (+ - 0.56),$$

$$B24(q) = -0.345 \cdot q^{-5} (+ - 0.021) + 0.1445 \cdot q^{-6} (+ - 0.005) + 0.5468 \cdot q^{-7} (+ - 0.0005) + -1.2003 \cdot q^{-8} (+ - 0.0056).$$

2.2. Projektowanie PP

Wykorzystując def. 1 można zbudować populację początkową w oparciu o strukturę chromosomu postaci wynikającej ze struktury modelu TGEE określonej wzorem (9) w postaci [18, 21]:

$$ch_i(t) = [[ch_1] \quad [ch_2] \quad [ch_3] \dots [ch_{24}]], \quad (10)$$

przy czym:

$$ch_1(t) = [-0.2684 \quad 0.0681 \quad -0.09727],$$

$$ch_2(t) = [-1.242 \quad 2.121 \quad -1.419 \quad 0.3434],$$

$$ch_3(t) = [-0.3073 \quad 0.1444 \quad 0.4468 \quad -1.203],$$

$$ch_{24}(t) = [-0.345 \quad 0.1445 \quad 0.5468 \quad -1.2003]$$

W celu wygenerowania PP na bazie struktury chromosomu opisanej wzorem (10) należy przyjąć dokładność polepszenia wartości parametrów i struktury modelu, co wiąże się z przyjęciem określonych założeń, jak np. ustalenie przedziałów do losowania wartości genów w chromosomach:

$$ch_1(t) = [g_1^1 \quad g_2^1 \quad g_3^1] \quad (11)$$

przy czym:

$$-0.2684 - 0.0245 \leq g_1^1 \leq -0.2684 + 0.0245,$$

$$0.0681 - 0.00345 \leq g_2^1 \leq 0.0681 + 0.00345,$$

$$0.09727 - 0.00234 \leq g_3^1 \leq -0.09727 + 0.00234.$$

Następnie należy wylosować z poszczególnych przedziałów wartości poszczególnych genów np. dla 100 osobników PP i z ich wykorzystaniem wyznaczyć wartości chromosomów poszczególnych osobników dla roku t . Niech będzie $t = 2014$, stąd wyznaczanie wartości wielkości wyjściowej z modelu dla roku 2014 będzie następujące:

$$A1(q) \cdot y_1(2014) = B1(q) \cdot u_1(2014) + B2(q) \cdot u_2(2014) + \dots + B24(q) \cdot u_{24}(2014), \quad (12)$$

stąd po podstawieniu wyrażenia wielomianów $A(q)$ oraz $B_i(q)$ otrzymuje się:

$$\begin{aligned} & (1 - 0.2684 \cdot q^{-1}(\pm 0.0245) + 0.0681 \cdot q^{-2}(\pm 0.00345) + \\ & - 0.09727 \cdot q^{-3}(\pm 0.00234)) \cdot y_1(2014) = (-1.242 \cdot q^{-5}(\pm 0.12) + \\ & + 2.121 \cdot q^{-6}(\pm 0.12) - 1.419 \cdot q^{-7}(\pm 0.23) + 0.3434 \cdot q^{-8}(\pm 0.034)) \cdot u_1(2014) + \quad (13) \\ & + 0.3073 \cdot q^{-5}(\pm 0.023) + 0.1444 \cdot q^{-6}(\pm 0.045) + 0.4468 \cdot q^{-7}(\pm 0.05) + \\ & - 1.203 \cdot q^{-8}(\pm 0.56)) \cdot u_2(2014) + \dots + (-0.345 \cdot q^{-5}(\pm 0.021) + \\ & + 0.1445 \cdot q^{-6}(\pm 0.005) + 0.5468 \cdot q^{-7}(\pm 0.0005) - 1.2003 \cdot q^{-8}(\pm 0.0056)) \cdot u_{24}(2014). \end{aligned}$$

stąd wielkość wyjściowa w chwili $t=2014$ wynosi:

$$\begin{aligned} y_1(2014) = & -(0.2684 \cdot q^{-1}(\pm 0.0245) + 0.0681 \cdot q^{-2}(\pm 0.00345) + \\ & + 0.09727 \cdot q^{-3}(\pm 0.00234)) + (-1.242 \cdot q^{-5}(\pm 0.12) + 2.121 \cdot q^{-6}(\pm 0.12) + \\ & - 1.419 \cdot q^{-7}(\pm 0.23) + 0.3434 \cdot q^{-8}(\pm 0.034)) \cdot u_1(2014) + 0.3073 \cdot q^{-5}(\pm 0.023) + \quad (14) \\ & + 0.1444 \cdot q^{-6}(\pm 0.045) + 0.4468 \cdot q^{-7}(\pm 0.05) - 1.203 \cdot q^{-8}(\pm 0.56)) \cdot u_2(2014) + \dots + \\ & + (-0.345 \cdot q^{-5}(\pm 0.021) + 0.1445 \cdot q^{-6}(\pm 0.005) + 0.5468 \cdot q^{-7}(\pm 0.0005) + \\ & - 1.2003 \cdot q^{-8}(\pm 0.0056)) \cdot u_{24}(2014) \end{aligned}$$

a zatem ostatecznie:

$$\begin{aligned} y_1(2014) = & -0.2684 \cdot (\pm 0.0245) \cdot y_1(2013) - 0.0681 \cdot (\pm 0.00345) \cdot y_1(2012) + \\ & + 0.09727 \cdot (\pm 0.00234) \cdot y_1(2011) + -1.242 \cdot (\pm 0.12) \cdot u_1(2009) + 2.121 \cdot (\pm 0.12) \cdot u_1(2008) + \\ & - 1.419 \cdot (\pm 0.23) \cdot u_1(2007) + 0.3434 \cdot (\pm 0.034) \cdot u_1(2006) + 0.3073 \cdot (\pm 0.023) \cdot u_2(2009) + \quad (15) \\ & + 0.1444 \cdot (\pm 0.045) \cdot u_2(2008) + 0.4468 \cdot (\pm 0.05) \cdot u_2(2007) - 1.203 \cdot (\pm 0.56) \cdot u_2(2006) + \dots + \\ & - 0.345 \cdot (\pm 0.021) \cdot u_{24}(2009) + 0.1445 \cdot (\pm 0.005) \cdot u_{24}(2008) + 0.5468 \cdot (\pm 0.0005) \cdot u_{24}(2007) + \\ & - 1.2003 \cdot (\pm 0.0056) \cdot u_{24}(2006) \end{aligned}$$

A zatem można teraz dla każdego wygenerowanego chromosomu podstawia się znane wartości $y_1(2013)$, $y_1(2012)$, $y_1(2011)$ i podobnie $u_1(t)$, $u_2(t)$, ..., $u_{24}(t)$ oraz wylosowane współczynniki z PP 100 chromosomów, co prowadzi do uzyskania 100 wartości zmiennej wyjściowej $y_1(2014)$, a po ich wyliczeniu poddamy je sortowaniu od wartości maksymalnej do minimalnej w celu połączenia ich w pary na potrzeby zastosowania operatora krzyżowania. Ze względu na budowę chromosomów należy przeprowadzić krzyżowanie systemowe z prawdopodobieństwem p_k na dwóch poziomach, pierwsze krzyżowanie na poziomie wielomianów, a drugie na poziomie współczynników wielomianów co prowadzi do nowej PP, a następnie z prawdopodobieństwem p_m systemową mutacją polegającą na gwałtownej zmianie wartości wylosowanych do mutacji genów. Następnie należy przeprowadzić ocenę krzepkości poszczególnych osobników

w Populacji Rodzicielskiej (PR) z punktu widzenia pozostawienia ich w populacji w następnej epoce algorytmu SAE. Jako funkcję krzepkości (rozbieżności) można przyjąć na podstawie zależności (7) np. wartość bezwzględną z różnicę pomiędzy wyliczoną wartością każdego chromosomu PR według wzoru (8) oraz średnią wartością wszystkich chromosomów w PR.

2.3. Implementacja SAE w postaci m–pliku w środowisku MATLAB

Środowisko Matlab umożliwia użytkownikowi implementację algorytmów ewolucyjnych, w tym algorytmu SAE na wiele sposobów⁴ [2, 15, 24]. Innym wygodnym narzędziem jest Optimization Toolbox, który stanowi wygodne w projektowaniu algorytmów ewolucyjnych GUI⁵. Jednakże w przypadku zupełnie nowych rozwiązań tak jak w przypadku algorytmu SAE najwygodniej jest w środowisku MATLAB przeprowadzić implementację w m–plikach funkcyjnych. W niniejszym rozwiązaniu implementacja została zamieszczona w czterech m–plikach, z tego w głównym m–pliku zamieszczono wszystkie zasadnicze kroki algorytmu SAE, a w trzech pozostałych funkcje pomocnicze do wyliczania losowych wartości genów poszczególnych chromosomów oraz wielkości wyjściowych podstawie najbardziej krzepkiego chromosomu generowanego przez algorytm SAE. Wybrane fragmenty m–pliku SAE napisanego w j. Matlab zamieszczono jako Listing 1.

```
function array = genetic()
osobnik_chromosom = [[A(q)] [B1(q)] [B2(q)] ... [B24(q)]]
variations = [[wartości-A] [wartości-B1] ... [wartości-B24]]
stop = liczba-operacji
population = {}
count = 0
for c=1:100
chr = {}
for i=1:5
chr{1}(i) = randomize(variations{1}(i), original_ch{1}(i))
end
for i=2:5
for j=1:4
chr{i}(j) = randomize(variations{i}(j), original_ch{i}(j))
end
end
population{c} = chr
end
cont = true
```

⁴ Algorytm ewolucyjny można wywoływać z linii komend składnią: [x fval] = ga(@fitnessfun, nvars, options), które zostało szczegółowo opisane w dokumentacji MATLAB R2015b oraz MATLAB R2016b.

⁵ wywoływany poleceniem optimtool('ga').


```

while cont
    y = {}
    u = {[wartości u1] [wartości u2] ... [wartości u24] }
    yo = [wartości-y-oczekiwane]
    ys = 0
    for i=1:100
        y{i}(1) = y1(population{i}, u, y_o)
        y_s = y_s + y{i}(1)
        y{i}(2) = i
    end
    for i=1:100
        min = i
        for j=(i+1):99
            l = y{j}(1)
            r = y{min}(1)
            if l < r
                min = j
            end
        end
        temp = y{min}
        y{min} = y{i}
        y{i} = temp
    end
    pairs = cell(1,100)
    for i=1:100
        m = y{i}(2)
        pairs{i} = population{m}
    end
    y_sr = y_s/100
    y_naj = y{1}(1)
    if (y_naj - y_sr) < stop || (count==10)
        cont = false
        break
    end
end

```

Listing 1. Wybrane fragmenty m-pliku algorytmu SAE w j. Matlab

Wynikiem działania AG jest cell array, złożona z macierzy reprezentujących wartości: $A(q)$, $B1(q)$, $B2(q)$... $B24(q)$ w postaci np. [10, 18]:

$$ch = \begin{bmatrix} A1(q) & B1(q) & B2(q) & \dots & B24(q) \end{bmatrix}, \quad (16)$$

która zawiera wartości elementów modelu parametrycznego arx systemu Towarowej Giełdy Energii Elektrycznej.

3. UWAGI KOŃCOWE I WNIOSKI

W artykule opisano istotę Systemowego Algorytmu Ewolucyjnego, w którym zaproponowano m.in. tworzenie w sposób systemowy PP oraz funkcji krzepkości z wykorzystaniem modelu parametrycznego arx dla danych liczbowych notowanych na Towarowej Giełdzie Energii Elektrycznej Rynku Dnia Następnego. W procesie tworzenia PP oraz w procesie konstruowania funkcji krzepkości wykorzystano dyskretny model parametryczny systemu TGEE sprowadzony do wyznaczania poszczególnych wielkości wyjściowych dotyczących uzyskanej średniej ceny za sprzedaną energię elektryczną w poszczególnych godzinach doby w funkcji wszystkich wejść reprezentujących wolumen dostarczonej i sprzedanej na TGEE energii elektrycznej. Współczynniki wielomianów modelu parametrycznego wykorzystano do tworzenia PP, sam model dla konkretnej chwili wykorzystano do wyznaczenia funkcji krzepkości jako rozbieżności pomiędzy poszczególnymi wartościami generowanymi przez modele dla konkretnych wartości współczynników będących genami kolejnych chromosomów oraz ich średnimi wartościami dla całej PP. Konkretny przykład obliczeniowy zamieszczono w części drugiej artykułu pod tym samym tytułem głównym i podtytułem Część 2. Przykład implementacji [16].

LITERATURA

- [1] Arabas J., Wykłady z algorytmów ewolucyjnych, WNT, Warszawa 2001.
- [2] Brzózka J., Dorobczyński L., Matlab środowisko obliczeń naukowo-technicznych, Wydawnictwo Naukowe PWN, Warszawa 2008.
- [3] Cytowski J., Algorytmy genetyczne: podstawy i zastosowania, AOW PLJ, Warszawa 1996.
- [4] Czajkowski M., Algorytmy ewolucyjne w globalnej indukcji drzew modelowych, Wydział Informatyki, Politechnika Białostocka, Białystok 2014.
- [5] Goldberg D. E., Algorytmy genetyczne i ich zastosowania. WNT. Warszawa 1995.
- [6] Gwiazda T., Algorytmy genetyczne: Kompendium, Tom 1, Operator krzyżowania dla problemów numerycznych, PWN, Warszawa 2007.
- [7] Guide for MATLAB, Guide for Simulink, Guide for System Identification Toolbox, Guide for Control System Toolbox. The MathWorks®. Getting Started Guide 2002–2016b.
- [8] Kaczorek T., Dzieliński A., Dąbrowski W., Łopatka R., Podstawy teorii sterowania. WNT, Warszawa 2007.
- [9] Kłopotek M., Techniczne zastosowania strategii ewolucyjnych, IV KKN nt. Sztuczna Inteligencja, SzI 15'2000, AP Siedlce 2000.
- [10] Marłęga R., Model and Simulation of Electric Power Exchange Development in Terms of Control and System Theory. International Scientific–Technical Conference on Electrical Power Networks (EPNet), PWr., Szklarska Poręba 2016.

- [11] Michalewicz Z., Algorytmy genetyczne + struktury danych = programy ewolucyjne, WNT, Warszawa 2003.
- [12] Mielczarski W., Rynek energii elektrycznej, Wybrane aspekty techniczne i ekonomiczne. Agencja Rynku Energii S. A., Warszawa 2000.
- [13] Murawski K., Algorytmy genetyczne w prognozowaniu danych giełdowych – usuwanie obserwacji nietypowych, Biuletyn Instytutu Automatyki i Robotyki WAT nr 15, 2001.
- [14] Rutkowski L., Metody i techniki sztucznej inteligencji, PWN, Warszawa 2006.
- [15] Sradomski W., MATLAB. Praktyczny przykład modelowania, Helion 2015.
- [16] Tchórzewski J., Marłęga R., Skwara M., Systemowy Algorytm Ewolucyjny do Poprawy Modelu Towarowej Giełdy Energii Elektrycznej. Część 2. Przykład implementacji. Poznan University Academic Journals Electrical Engineering, Politechnika Poznańska, Poznań 2017 (zgłoszony do druku).
- [17] Tchórzewski J., Chyży E., Researching the Development of the Electrical Power System Using Systemically Evolutionary Algorithm. International Journal of Soft Computing and Software Engineering [JSCSE], Vol. 6, No. 1, pp. 1–10, 2016.
- [18] Tchórzewski J., Rozwój systemu elektroenergetycznego w ujęciu teorii sterowania i systemów. OW PWr. Wrocław 2013.
- [19] Tchórzewski J., Systemic Method of Structure and Parameters Researching for Beginning Population Building of Evolving Algorithm SAE on the Example of Electricity Market, Polish Journal of Environmental Studies, Vol. 17, No 2A, 2008, pp. 86–89.
- [20] Tchórzewski, J., Wąsowski, A., Systemowy algorytm ewolucyjny SAE w generowaniu rozwoju rynku energii elektrycznej, Systems: journal of transdisciplinary systems science 2008, Vol. 13, spec. issue 2/2, pp. 204–210.
- [21] Tchórzewski J., Systemowy algorytm ewolucyjny (SAE), Bio-Algorithms and Med-Systems 2005 | Vol. 1, no. 1/2 | 61–64.
- [22] Tchórzewski J., Modelowanie rozwoju rynku energii elektrycznej z wykorzystaniem systemowego algorytmu ewolucyjnego. Zastosowania Komputerów w Elektrotechnice. Materiały Konferencji Naukowo-Technicznej, Tom II (443–446) Wyd. PP, Poznań 2004.
- [23] Tchórzewski J., Systemowy algorytm ewolucyjny w modelowaniu rozwoju rynku energii elektrycznej, Inżynieria Wiedzy i Systemy Ekspertowe [pod red.] Bubnicki Z. i Grzech A., Tom 1 (231–238), OW PWr, Wrocław 2003.
- [24] Zimmer A., Englot A., Identyfikacja obiektów i sygnałów: teoria i praktyka dla użytkowników MATLABA, Wyd. PK, Kraków 2005.
- [25] Zitzler E., Teich J., and Bhattacharyya S.S., Evolutionary Algorithms for the Synthesis of Embedded Software. IEEE Transactions on Very Large Scale Integration (VLSI) Systems, Vol 8, No 4, pp. 452–456, Aug. 2000.

(Received: 29. 01. 2017, revised: 16. 02. 2017)