

BRZOZOWSKI Krzysztof¹

WYKORZYSTANIE ALGORYTMU EWOLUCYJNEGO W ZADANIU USTALENIA DYSKRETNÝCH WARTOŚCI PARAMETRÓW MODELU CYKLU ROBOCZEGO SILNIKA

W pracy przedstawiono przykład zastosowania algorytmu genetycznego do ustalenia dyskretnych wartości parametrów modelu cyklu roboczego silnika o zapłonie samoczynnym. Jako model cyklu roboczego przyjęto empiryczno-teoretyczny model zerowymiarowy. Podstawą wyznaczenia wartości parametrów modelu są zarejestrowane doświadczalnie przebiegi ciśnień. Zadanie sformułowano jako zadanie minimalizacji różnicy pomiędzy obliczanymi a rejestrowanymi doświadczalnie wartościami ciśnienia. W pracy omówiono poszczególne etapy postępowania i przedstawiono wyniki jego zastosowania dla wybranych punktów pracy silnika.

AN APPLICATION OF EVOLUTION ALGORITHM TO DISCRETE IDENTIFICATION OF PARAMETERS OF ENGINE WORKING CYCLE MODEL

In the paper the procedure of discrete identification is formulated and solved using an evolution algorithm. The identification means calculation of parameters of a non-dimensional semi-empirical model describing a working cycle of a compression ignition engine. The procedure determines the values of the model parameters on the base of experimental pressure courses in the cylinder. A minimization task is formulated and solved in order to ensure the minimal difference between the measured and calculated pressure. Paper presents step by step the procedure and results of the identification for selected points of engine work.

1. WSTĘP

W zastosowaniach praktycznych powszechnie wykorzystywane są modele matematyczne procesów rzeczywistych, których użyteczność warunkuje znajomość wartości szeregu parametrów, zwanych dalej parametrami modelu. Stosowanie tego typu modeli wynika z konieczności zapewnienia wymaganej efektywności czasowej przeprowadzanych obliczeń numerycznych. W przypadku modeli nieliniowych, takich jak zerowymiarowy model cyklu roboczego silnika, parametry modelu są funkcjami zadanego wymuszenia a dobór odpowiednich wartości tych parametrów jest zadaniem optymalizacji

¹Akademia Techniczno-Humanistyczna, Katedra Transportu i Informatyki, ul. Willowa 2, 43-309 Bielsko-Biała; tel: +48 338-279-285, fax: +48 338-279-289, E-mail: kbrzozowski@ath.eu

dynamicznej. Do rozwiązania zadania optymalizacji dynamicznej, umożliwiającej dobór wartości parametrów modelu cyklu roboczego silnika o zapłonie samoczynnym dla danego wymuszenia, zaproponowano i zastosowano algorytm ewolucyjny. Algorytmy ewolucyjne należą do metod tzw. inteligencji obliczeniowej zajmującej się rozwiązywaniem zagadnień efektywnie niealgorytmizowalnych stanowiąc uzupełnienie klasycznych metod obliczeniowych. Popularnymi algorytmami ewolucyjnymi są algorytmy genetyczne, które różnią się od strategii ewolucyjnych i programowania ewolucyjnego możliwością reprezentacji rozwiązań nie tylko w postaci wektora liczb zmiennoprzecinkowych, ale także stosowanymi operatorami przeszukiwania i kolejnością ich działań. Algorytmy genetyczne znajdują przy tym zastosowanie w tych problemach optymalizacji, gdzie nie jest możliwe łatwe zastosowanie metod wyspecjalizowanych, a przestrzeń rozwiązań jest zbyt rozległa dla algorytmów klasycznych. Ze względu na te cechy w pracy wykorzystano algorytm genetyczny do doboru wartości parametrów modelu bazujący na wynikach rzeczywistych pomiarów przeprowadzonych na stanowisku badawczym.

2. SFORMUŁOWANIE ZADANIA OPTIMALIZACJI DYNAMICZNEJ

W przypadku uproszczonego zerowymiarowego modelu cyklu roboczego silnika, zjawiska zachodzące w cylindrze silnika opisywane są równaniami różniczkowymi zwyczajnymi, nieliniowymi, wynikającymi z zasady zachowania masy i bilansu energii [1]. Rozpatrywany model matematyczny cyklu roboczego silnika o zapłonie samoczynnym, pozwalający wyznaczyć przebiegi ciśnienia, masy i temperatury czynnika w cylindrze, a więc odpowiednio $m(\varphi)$, $p(\varphi)$, $T(\varphi)$, gdzie φ jest kątem obrotu wału korbowego, można przedstawić w następującej postaci symbolicznej [2, 3]:

$$M_i[X, E, G, p, m, T] = 0 \quad \text{dla } i = 1, \dots, l \quad (1)$$

gdzie: M_i - operator różniczkowy lub funkcja,

l - liczba równań,

X, E, G - odpowiednio wektor parametrów opisujący wymuszenie (wejście),
wektor parametrów modelu oraz wektor parametrów pomocniczych.

Składowe wektora wejścia stanowią przy tym tzw. parametry regulacyjne, sterujące pracą rzeczywistego silnika a liczba składowych wektora parametrów modelu oraz wektora parametrów pomocniczych zależy od postaci wprowadzonych do modelu funkcji empirycznych. Wobec powyższego, ogólnie sformułowane zadanie ustalenia dyskretnych wartości parametrów modelu oznacza wyznaczenie wartości poszczególnych składowych wektora E , które po wprowadzeniu do modelu wartości parametrów regulacyjnych danych jako składowe wektora X , zapewnią zgodność przebiegów ciśnień otrzymanych jako odpowiedź modelu z przebiegami otrzymanymi eksperymentalnie przy tej samej obliczonej i zarejestrowanej masie ładunku doprowadzonej do cylindra.

Zadanie wyznaczenia składowych wektora E można więc sformułować jako zadanie optymalizacji dynamicznej sprowadzające się do minimalizacji funkcjonu będącego sumą błędów odwzorowania ciśnienia w całym cyklu i błędów wyznaczonych wartości maksymalnych ciśnienia:

$$\Omega(X, E, G) = c_1 \int_0^{4\pi} [p_E(\varphi) - p_F(\varphi)]^2 d\varphi + c_2 (\max p_E(\varphi) - \max p_F(\varphi))^2 \rightarrow \min \quad (2)$$

gdzie: $p_F(\varphi)$ - przebieg ciśnienia obliczonego według modelu cyklu roboczego,

$p_E(\varphi)$ - wygładzony przebieg ciśnienia, otrzymanego w ramach badań stanowiskowych:

$$p_F = \frac{a_0}{2} + \sum_{j=1}^{m_j} a_j \cos \frac{j\varphi}{2} + b_j \sin \frac{j\varphi}{2}, \quad m_j = 60,$$

$$a_j = \frac{1}{2\pi} \int_0^{4\pi} p(\varphi) \cos \frac{j\varphi}{2} d\varphi, \quad j = 0, 1, \dots, n,$$

φ - kąt obrotu wału korbowego,

c_1, c_2 - stałe współczynniki wagowe.

Ponieważ każdorazowe obliczenie przebiegu ciśnienia $p_F(\varphi)$ wymaga całkowania równań (1), istotną sprawą jest również wybór metody rozwiązywania przedstawionego zadania optymalizacyjnego. Wyniki przedstawione w pracy [4] dla modelu uproszczonego wskazują, że dobrym rozwiązaniem jest zastosowanie w tym celu algorytmów genetycznych. Cechą charakterystyczną poszukiwania najlepszego rozwiązania z wykorzystaniem algorytmów genetycznych jest bowiem rozpoczynanie i kontynuacja poszukiwań nie dla pojedynczego punktu startowego (jak w metodach klasycznych) ale dla wybranej liczby punktów startowych, co oznacza równoległe przeszukiwanie zbioru możliwych rozwiązań.

3. ZASTOSOWANIE ALGORYTMU GENETYCZNEGO

Algorytmy genetyczne stanowią grupę iteracyjnych algorytmów probabilistycznych, wykorzystujących populację osobników do reprezentacji możliwych rozwiązań zadania oraz ideę ewolucyjnej zasady przeżycia osobników najlepiej przystosowanych. Na kompletny algorytm genetyczny składają się następujące elementy:

- ustalona struktura danych stanowiąca pojedynczego osobnika (zakodowana reprezentacja rozwiązania),
- sposób tworzenia populacji początkowej,
- funkcja oceniająca przystosowanie,
- operatory genetyczne,

- parametry dodatkowe (np. liczebność populacji, prawdopodobieństwo krzyżowania).

Zastosowanie algorytmu genetycznego do rozwiązania zadania (2) wymaga sformułowania funkcji oceny jakości danego rozwiązania (funkcja przystosowania), która dla rozważanego w pracy zadania doboru wartości wektora parametrów modelu może mieć postać:

$$\Phi(\mathbf{X}, \mathbf{E}, \mathbf{G}) = \frac{1}{\Omega(\mathbf{X}, \mathbf{E}, \mathbf{G})} \rightarrow \max. \quad (3)$$

W kolejnym etapie ustala się strukturę danych stanowiącą pojedynczego osobnika – tutaj właściwym rozwiązaniem z punktu widzenia najkrótszego alfabetu użytego do zakodowania rozwiązania jest przyjęcie rzeczywistych wartości poszczególnych genów chromosomu. W ten sposób chromosom każdego osobnika, a więc odpowiednik pojedynczego wektora rozwiązań, dokładnie odpowiada m – elementowemu wektorowi parametrów modelu \mathbf{E} i ma postać:

$$\mathbf{Z} = [z_1, \dots, z_m]^T. \quad (4)$$

Dla każdego z genów z_i chromosomu \mathbf{Z} należy zdefiniować przedział dopuszczalnych wartości $\langle z_{i,\min}, z_{i,\max} \rangle$.

Przeszukiwanie dostępnej przestrzeni rozwiązań z jednoczesną eksploatacją otoczenia ekstremów realizuje się poprzez zastosowanie operatorów genetycznych krzyżowania i mutacji. Zastosowany w pracy operator krzyżowania arytmetycznego realizuje kombinację liniową dwóch wektorów, co oznacza, że geny osobników potomnych pochodzących od osobników o chromosomach $\mathbf{Z}_i^{(k-1)}$ i $\mathbf{Z}_j^{(k-1)}$ w k -tym pokoleniu są obliczane według zależności [5]:

$$\begin{aligned} z_i^{(k)} &= \chi z_i^{(k-1)} + (1 - \chi) z_j^{(k-1)} \\ z_j^{(k)} &= \chi z_j^{(k-1)} + (1 - \chi) z_i^{(k-1)}, \end{aligned} \quad (5)$$

gdzie χ jest liczbą losową o rozkładzie równomiernym należącą do przedziału $\langle 0,1 \rangle$.

Z kolei jako operator mutacji zastosowano operator mutacji nierównomiernej, co oznacza, że wartość genu z_i w chromosomie \mathbf{Z} w k -tym pokoleniu ulega zmianie według następującej zależności [5]:

$$z_i = \begin{cases} z_i + \chi(z_{i,\max} - z_i)\gamma & \text{dla } \chi < 0,5 \\ z_i - \chi(z_i - z_{i,\min})\gamma & \text{dla } \chi \geq 0,5 \end{cases} \quad (6)$$

gdzie: k_{\max} - maksymalna liczba generowanych pokoleń,

$$\gamma = \left(1 - k k_{\max}^{-1}\right)^{\sigma}, \quad \sigma - \text{współczynnik nierównomierności, przyjęto } \sigma = 5.$$

Zasięg zastosowanego operatora mutacji jest zmienny poprzez zastosowanie współczynnika γ co oznacza, że maksymalna możliwa zmiana wartości genu z pokolenia na pokolenie będzie się zmniejszać.

Do wygenerowania początkowej populacji osobników (zbioru startowych rozwiązań) wykorzystano strategię losową, a więc poszczególne wartości genów w chromosomach osobników stanowiących populację początkową generowano z wykorzystaniem liczby losowej o rozkładzie równomiernym, przyjmując:

$$z_i = z_{i,\min} + (z_{i,\max} - z_{i,\min})\chi, \quad \text{dla } i = 1, \dots, m. \quad (7)$$

Pojedyncza iteracja algorytmu genetycznego wymaga, w kolejności:

- przeprowadzenia operacji selekcji osobników do reprodukcji,
- zastosowania operatorów genetycznych,
- oceny przystosowania nowych osobników,
- przeprowadzenia sukcesji, a więc utworzenia według przyjętej strategii populacji wejściowej dla następnej iteracji,
- sprawdzenia kryterium stopu.

Pojedynczą iterację algorytmu rozpoczyna operacja selekcji, a więc wyboru osobników rodzicielskich, na których zostaną zastosowane operacje genetyczne krzyżowania i mutacji. Selekcję zrealizowano z wykorzystaniem metody turniejowej, realizującej bezpośredni wybór najlepszego osobnika - a więc osobnika o największą wartość funkcji przystosowania (3) w każdym turnieju stanowiącym grupę losowo dobranych rywalizujących osobników o liczebności k_T . W dalszej kolejności populacja wyselekcjonowanych osobników poddawana jest działaniu operatorów genetycznych, o ile dla nich spełniony jest warunek postaci:

$$p_{x/m} \geq \xi, \quad (8)$$

gdzie $p_{x/m}$ oznacza przyjmowaną a priori wartość prawdopodobieństwa krzyżowania lub prawdopodobieństwa mutacji a ξ jest liczbą losową o rozkładzie równomiernym należąca do przedziału $\langle 0,1 \rangle$.

W przypadku gdy warunek postaci (8) nie jest spełniony dany operator nie jest uruchamiany. W tabeli 1 zestawiono zastosowane w zadaniu identyfikacji wartości parametrów sterujących algorytmem genetycznym.

Po utworzeniu pokolenia osobników potomnych powstałych w wyniku zastosowania operacji genetycznych następuje obliczenie wartości funkcji przystosowania dla każdego z powstałych osobników. Kolejnym etapem algorytmu jest zastosowanie sukcesji według jednej z popularnych strategii. W pracy zastosowano strategię elitarną, co oznacza, że nowa populacja zawiera najlepiej dostosowane osobniki z populacji bazowej i potomnej.

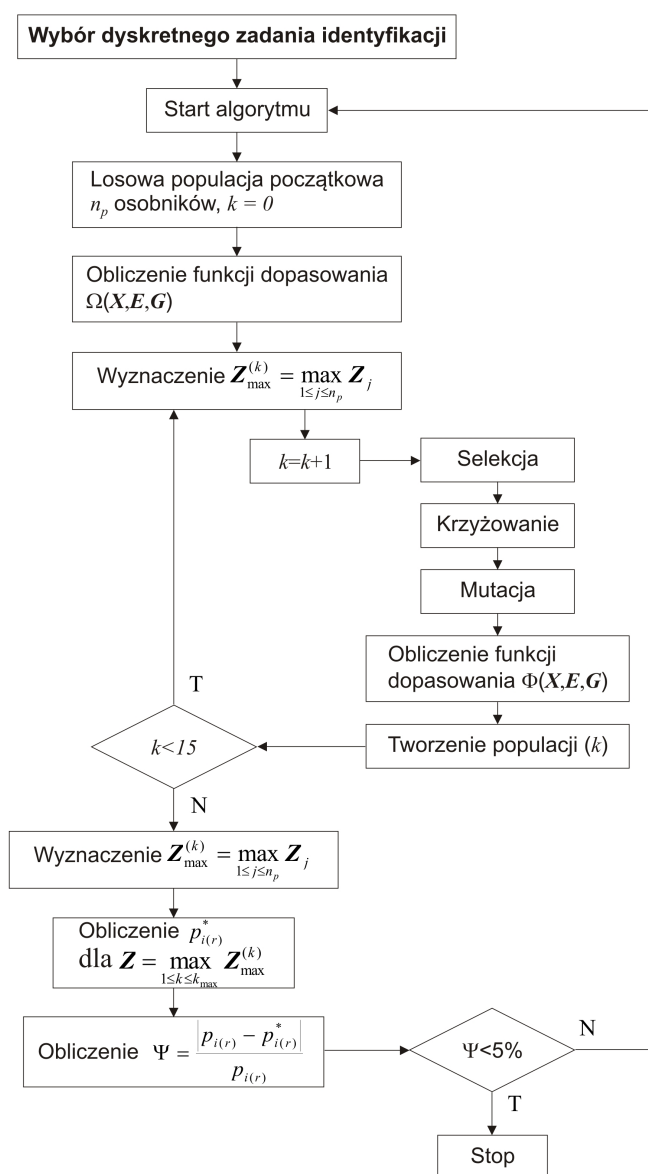
Tab. 1. Parametry sterujące algorytmem genetycznym

Nazwa parametru	Wartość
Prawdopodobieństwo krzyżowania p_k	0,6
Prawdopodobieństwo mutacji p_m	0,0333
Liczebność populacji - n_p	24
Maksymalna liczba pokoleń - k_{\max}	15
Liczebność zbioru turniejowego - k_T	2

Kryterium stopu zastosowanego algorytmu zostało zdefiniowane w postaci maksymalnej dopuszczalnej liczby pokoleń (iteracji algorytmu) k_{\max} . Ponieważ tak zdefiniowane kryterium (pojedyncza realizacja algorytmu może jednak w wyniku wskazać rozwiązanie będące minimum lokalnym), nie gwarantuje pewności uzyskania satysfakcjonującego rozwiązania, wprowadzono algorytm restartu całego algorytmu. Uruchomienie powtórzenia algorytmu genetycznego związane jest z przyjętą arbitralnie dopuszczalną różnicą względną pomiędzy ciśnieniem indykowanym zarejestrowanym eksperymentalnie $p_{i(r)}$ a wartością ciśnienia indykowanego $p_{i(r)}^*$ obliczoną dla najlepiej dopasowanego chromosomu Z_{\max} w części roboczej obiegu. W pracy jako dopuszczalną przyjęto różnicę względną o wartości mniejszej od 5%, a pełny schemat wprowadzonego postępowania przedstawiono na rys. 1.

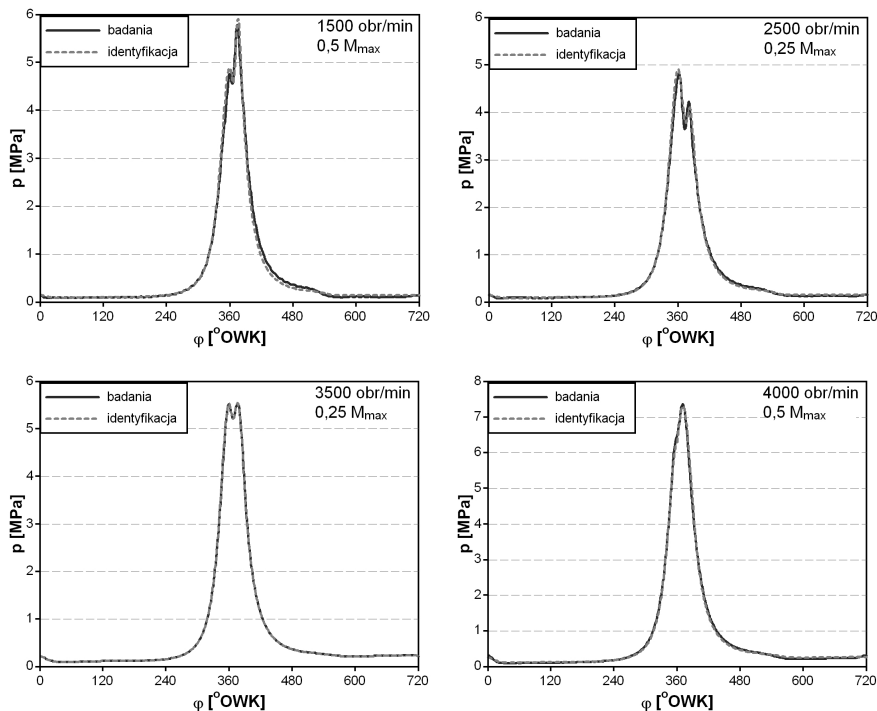
Zaproponowane w pracy postępowanie doboru parametrów modelu cyklu roboczego silnika o zapłonie samoczynnym przetestowano dla różnych punktów pracy silnika seryjnie produkowanego, przeznaczonego i wykorzystywanego do napędu pojazdów osobowych. Rozwiązanie zadania optymalizacji dynamicznej w postaci (2) przeprowadzono dla $i=1, \dots, 400$ zarejestrowanych przebiegów ciśnień w cylindrze uzyskanych po wprowadzeniu wartości parametrów regulacyjnych stanowiących elementy wektora X oraz znanych wartości składowych wektora parametrów pomocniczych G .

W każdym z rozważanych zadań uzyskano rozwiązanie, dla którego różnica względna pomiędzy ciśnieniem indykowanym zarejestrowanym eksperymentalnie $p_{i(r)}$ a wartością ciśnienia indykowanego $p_{i(r)}^*$ obliczoną dla najlepiej dopasowanego chromosomu Z_{\max} w części roboczej obiegu jest mniejsza niż 5%. W przypadku niektórych zadań wymagało to powtarzania algorytmu genetycznego, przy czym średnia liczba powtórzeń dla 400 zrealizowanych zadań doboru wartości parametrów modelu wyniosła 4,5.



Rys.1. Pełny schemat zastosowanego postępowania

Porównanie przykładowych zarejestrowanych eksperymentalnie i obliczonych (dla parametrów modelu uzyskanych w wyniku rozwiązania zadania identyfikacji) przebiegów ciśnienia w cylindrze dla wybranych punktów pracy silnika przedstawiono na rys. 2.



Rys. 2. Porównanie zarejestrowanych eksperymentalnie i obliczonych przebiegów ciśnienia

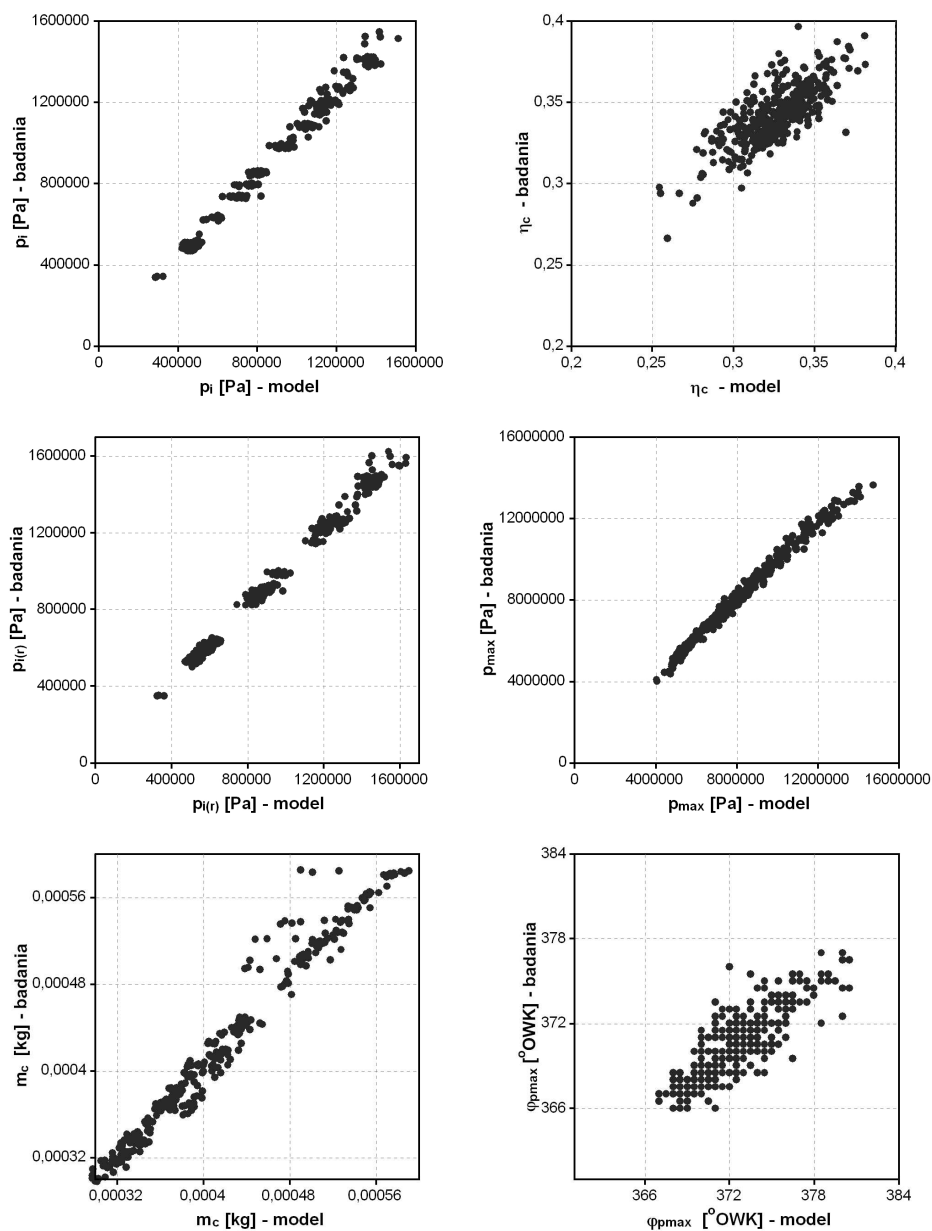
4. WNIOSKI

Weryfikację praktyczności przedstawionej w pracy metody postępowania można przeprowadzić porównując dokładność obliczeń parametrów charakterystycznych cyklu roboczego po zastosowaniu w modelu wyznaczonych wartości parametrów wektora E . Porównanie średniego ciśnienia indykowanego p_i , sprawności cieplnej obiegu η_c , ciśnienia indykowanego w części roboczej cyklu $p_{i(r)}$, maksymalnego ciśnienia obiegu p_{max} , masy ładunku w cylindrze m_0 oraz kąta maksymalnego ciśnienia $\varphi_{p_{max}}$ przedstawiono na rys. 3.

Wartości średniego błędu względnego określonego jako różnica wartości zarejestrowanej w badaniach i obliczonej, odniesiona do wartości zarejestrowanej, dla poszczególnych wielkości zestawiono w tabeli 2.

Tab. 2. Średni błąd względny obliczenia parametrów charakterystycznych cyklu roboczego

Parametr	p_i, η_c	$p_{i(r)}$	p_{max}	m_c	$\varphi_{p_{max}}$
Wartość średniego błędu względnego	5,02%	2,74%	2,7%	2,18%	0,73%



Rys.3. Porównanie dokładności obliczeń parametrów charakterystycznych cyklu roboczego

Na podstawie wartości uzyskanych średnich błędów względnych oraz interpretacji porównań wartości poszczególnych parametrów charakterystycznych cyklu roboczego przedstawionych na rys. 3 można stwierdzić, że zaproponowane postępowanie w odniesieniu do zadania wyznaczenia parametrów modelu ma znaczenie praktyczne. Wartości parametrów modelu wyznaczone z wykorzystaniem algorytmu genetycznego umożliwiają odwzorowanie przebiegu ciśnienia w cylindrze z akceptowalnym błędem, a co za tym idzie, również wielkości charakteryzujących cykl roboczy silnika odpowiadający danemu punktowi pracy.

5. BIBLIOGRAFIA

- [1] Heywood J.B.: *International Combustion Engine Fundamentals*, New York, Mc-Graw-Hill 1988.
- [2] Nowakowski J., Brzozowski K.: *Mathematical model for simulation of a working cycle of compression-ignition engine based on experimental measurements*, Proceedings of FISITA 2010 World Automotive Congress, 229 (1-8), 2010.
- [3] Brzozowski K., Nowakowski J.: *The identification of model parameters for semi-empirical model of working process in the compression-ignition engine*, Journal of KONES: Powertrain and Transport vol.17 (3), 41-48, 2010.
- [4] Brzozowski K., Warwas K.: *An application of a hybrid algorithm to identification of parameters of semi-empirical model describing a real process*, Proceedings of the IEEE International Workshop on Intelligent Data Acquisition and Advanced Computing Systems: Technology and Applications, 473-477, 2009.
- [5] Michalewicz Z.: *Algorytmy genetyczne + struktury danych = programy ewolucyjne*, Warszawa, WNT 1999.