

Piotr WILK¹

ZASTOSOWANIE METOD SZTUCZNEJ INTELIGENCJI W OPTYMALIZACJI KORPUSÓW OBRABIAREK

Niniejszy artykuł zawiera przykłady zastosowania metod sztucznej inteligencji, jako narzędzi wspomagających proces poszukiwania optymalnej postaci konstrukcyjnej korpusów obrabiarek. Dokonano porównania algorytmu ewolucyjnego i algorytmu selekcji klonalnej w zadaniu doboru grubości ścian korpusu wrzeciennika frezarki pionowej. Przedstawiono również przykład zastosowania algorytmu ewolucyjnego do doboru rozmieszczenia materiału na drodze optymalizacji topologicznej. Wynikiem czego było opracowanie zgrubnego modelu geometrycznego korpusu, który po uszczegółowieniu poddano optymalizacji parametrów geometrycznych. W oparciu o przeprowadzone obliczenia wykonano na drodze odlewania korpus stojaka frezarki pionowej.

1. WSTĘP

Poszukiwanie optymalnej postaci i parametrów geometrycznych złożonych elementów, do których zalicza się korpusy obrabiarek nie jest procesem prostym. Wynika to z dużej przestrzeni możliwych rozwiązań, którą należy przeanalizować w celu otrzymania najlepszego rozwiązania z punktu widzenia przyjętych kryteriów. W związku z tym nie wystarczy wykorzystanie metod numerycznych m.in. metody elementów skończonych, pozwalających na symulację reakcji badanego mechanizmu na oddziaływanie różnego rodzaju obciążeń. Dodatkowo konieczne jest wykorzystanie metod wspomagających proces obliczeń, które umożliwią w stosunkowo niedługim czasie znalezienie optymalnego rozwiązania lub rodziny rozwiązań. Stad też w oprogramowaniu inżynierskim coraz częściej wykorzystuje się procedury optymalizacyjne, które pozwalają w mniej lub bardziej skuteczny sposób rozwiązać postawione zadanie oraz znacząco skrócić czas obliczeń. Wielomodalny i wielowymiarowy charakter przestrzeni możliwych rozwiązań, z którym mamy do czynienia w zadaniach optymalizacji korpusów, stanowi również problem dla współczesnych metod optymalizacji. W takich przypadkach niejednokrotnie otrzymujemy nie rozwiązanie optymalne w sensie globalnym, lecz będące optimum lokalnym. Dlatego też zasadne jest poszukiwanie coraz doskonalszych procedur optymalizacyjnych m.in. bazujących na metodach sztucznej inteligencji bardziej odpornych na wspomniane trudności.

¹ Politechnika Śląska, Wydział Mechaniczny Technologiczny, Katedra Budowy Maszyn

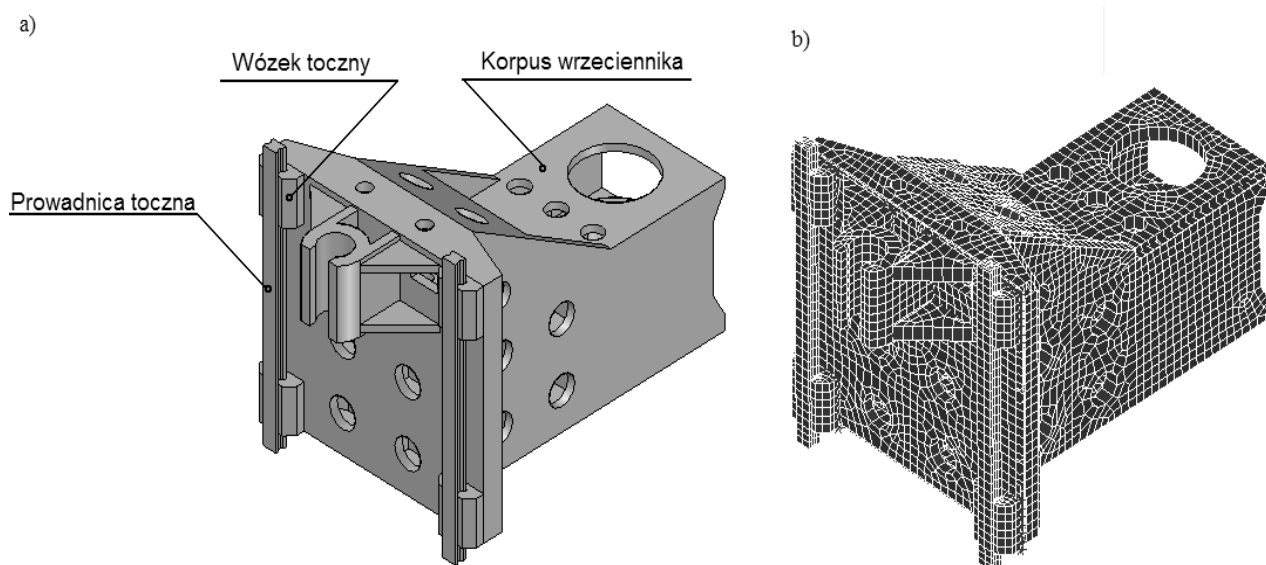
* E-mail: piotr.wilk@polsl.pl

Zadaniem korpusów tworzących układ nośny obrabiarki jest m.in. utrzymanie narzędzi, przedmiotu obrabianego i zespołów obrabiarki w określonych położeniach, jak również przenoszenie obciążeń takich jak: siły skrawania, siły masowe itp. Obciążenia te przenoszone są zarówno przez korpusy nieruchome powiązane z podłożem jak i korpusy ruchome najczęściej przesuwane na prowadnicach np. stojak, wrzeciennik frezarki, suport tokarki. W drugim przypadku oprócz odpowiednich własności statycznych i termicznych ważna jest również masa korpusów, wpływająca znacząco na własności dynamiczne obrabiarki. Dlatego też odpowiedni dobór masy tych elementów ma wymiar nie tylko ekonomiczny ale przyczynia się również do zwiększenia dokładności wymiarowo-kształtowej przedmiotów obrabianych. Wyniki prac nad optymalizacją korpusów obrabiarek oraz innych elementów konstrukcyjnych przedstawiono m.in. w publikacjach [1-20] oraz w dalszej części niniejszego artykułu.

2. OPTIMALIZACJA GRUBOŚCI ŚCIAN WRZECIENNIKA FREZARKI

W ramach prac nad optymalizacją korpusów przeprowadzono m.in. próbę optymalizacji wymiarów ścian wrzeciennika frezarki, korzystając z algorytmu selekcji klonalnej oraz algorytmu ewolucyjnego. Wspomniane algorytmy są szeroko opisane w literaturze [21-26], dlatego też w artykule pominięto opis ich struktury i zasady działania.

W celu realizacji zadania doboru grubości ścian wrzeciennika wyselekcjonowano część układu nośnego przedstawioną na rys. 1. Algorytmy optymalizacyjne poszukiwały optymalnych grubości ścian korpusu dla przyjętych kryteriów, stanowiących iloraz masy oraz sztywności wyznaczonej na podstawie przemieszczeń końcówki wrzeciona w kierunku osi x , y i z (wzory 1 i 2). Do opisu grubości ścian korpusu wrzeciennika frezarki zastosowano 15 parametrów, które stanowiły równocześnie parametry procedury optymalizacyjnej



Rys. 1. Model geometryczny i dyskretny wrzeciennika
Fig. 1. Geometric and discrete model headstock

$$K_X = \frac{m}{j_X}, K_Y = \frac{m}{j_Y}, K_Z = \frac{m}{j_Z}, \quad (1)$$

gdzie: K_X, K_Y, K_Z - cząstkowe funkcje kryterialne,
 j_X, j_Y, j_Z - wskaźniki sztywności w kierunku osi X, Y, Z; m - masa konstrukcji.

$$j_X = \frac{F_X}{f_X}, j_Y = \frac{F_Y}{f_Y}, j_Z = \frac{F_Z}{f_Z} \quad (2)$$

gdzie: F_X, F_Y, F_Z - siły działające w kierunku osi X, Y i Z;
 f_X, f_Y, f_Z - przemieszczenie końcówki wrzeciona w kierunku osi X, Y i Z.

W oparciu o wartości cząstkowych funkcji kryterialnych wyznaczono funkcję oceny zgodnie z poniższym wzorem. Stanowiła ona podstawę wyboru najlepszego rozwiązania.

$$F(K_X, K_Y, K_Z) = \frac{1}{3} \cdot K_X + \frac{1}{3} \cdot K_Y + \frac{1}{3} \cdot K_Z \quad (3)$$

Podczas badań przyjęto jednakowe wagi kryteriów cząstkowych, przyjmując równoważne znaczenie odkształceń wrzeciona w kierunku osi X, Y i Z, z punktu widzenia dokładności obróbki. W przypadku zadania doboru grubości ścian wrzeciennika, celem działania algorytmu optymalizacyjnego było dążenie do najmniejszej wartości funkcji oceny.

$$F(K_X, K_Y, K_Z) \rightarrow \min \quad (4)$$

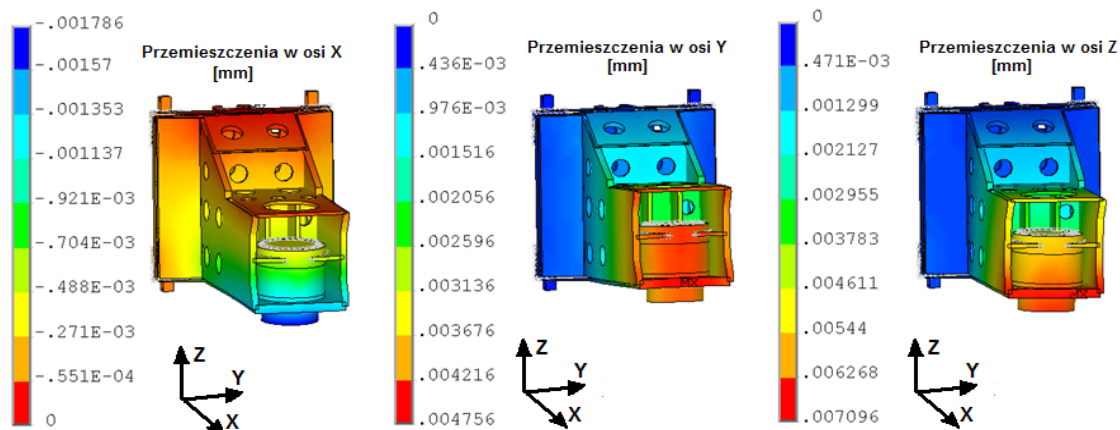
2.1. OPTIMALIZACJA ZA POMOCĄ ALGORYTMU SELEKCJI KLONALNEJ

Dobór wymiarów ścian wrzeciennika przeprowadzono za pomocą zmodyfikowanego algorytmu uczenia sieci idyotypowej [22], który sformułowano bazując na pracach de Castro i von Zubena [22],[23]. Zadanie optymalizacji zrealizowano przyjmując pięć wariantów nastaw parametrów zmodyfikowanego algorytmu selekcji klonalnej. Liczba elementów pamięci immunologicznej / współczynnik wpływający na zasięg mutacji β : 20/0,1 - Wariant 1; 20/0,3 - Wariant 2; 30/0,5 - Wariant 3; 30/0,1 - Wariant 4 40/0,1 - Wariant 5.

Parametry stałe dla wszystkich wariantów nastaw parametrów:

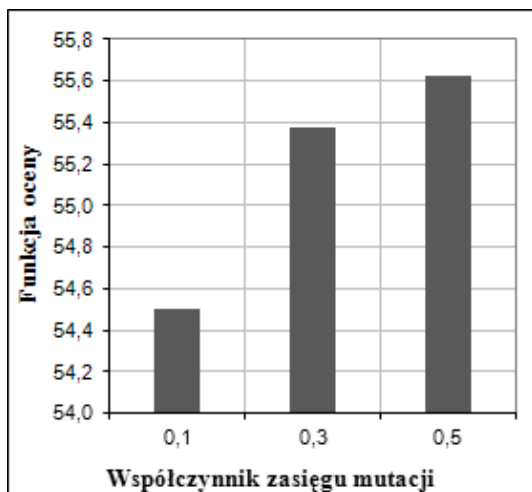
- liczba generowanych klonów dla najlepszych elementów pamięci: 5;
- procentowy udział najlepszych osobników w procesie klonowania: 50%;
- wartość progowa supresji: $d_{\text{prog}}=10$.

Obliczenia optymalizacyjne przeprowadzono dla różnych nastaw współczynnika zasięgu mutacji oraz trzech rozmiarów pamięci immunologicznej. Przy czym powtórzono je trzykrotnie a na wykresach (rys. 3 i 4) przedstawiono wartości średnie funkcji oceny, które wyznaczono w oparciu o przyjęte kryteria.



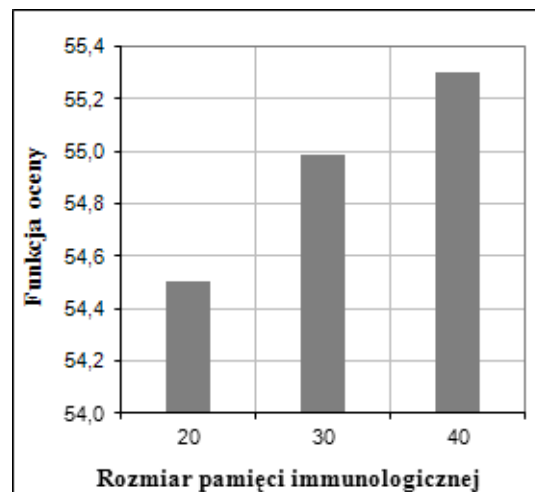
Rys. 2. Mapy przemieszczeń najlepszego wariantu wrzeciennika w kierunku osi X, Y i Z

Fig. 2. Maps of displacements best variant headstock in axis X, Y and Z



Rys. 3. Wpływ współczynnika zasięgu mutacji na wyniki optymalizacji

Fig. 3. The impact factor range of mutations on the optimization results



Rys. 4. Wpływ rozmiaru pamięci immunologicznej na wyniki optymalizacji

Fig. 4. The influence of the immune memory size on the optimization results

Najlepsze wyniki uzyskano przy najmniejszym rozmiarze pamięci immunologicznej i współczynniku zasięgu mutacji. Średnia wartość funkcji oceny wyniosła w tym przypadku 54,5. Wskaźniki sztywności wyznaczone na końcówce wrzeciona oraz masę korpusu zamieszczono w tabeli 1. Wynikiem działania algorytmu selekcji klonalnej było wyznaczenie grubości ścian korpusu wrzeciennika, które były reprezentowane przez 15 parametrów (tabela 2).

Tabela 1. Wyniki najlepszego rozwiązania po zakończeniu pracy algorytmu selekcji klonalnej

Table 1. Results for the best individual after working clonal selection algorithm

Masa korpusu wrzeciennika	294,2 kg
Wskaźnik sztywności w osi X	601,3 N/ μ m
Wskaźnik sztywności w osi Y	278,4 N/ μ m
Wskaźnik sztywności w osi Z	180,7 N/ μ m

Tabela 2. Grubości ścian wrzeciennika po zakończeniu pracy algorytmu selekcji klonalnej
Table 2. Wall thickness headstock after working clonal selection algorithm

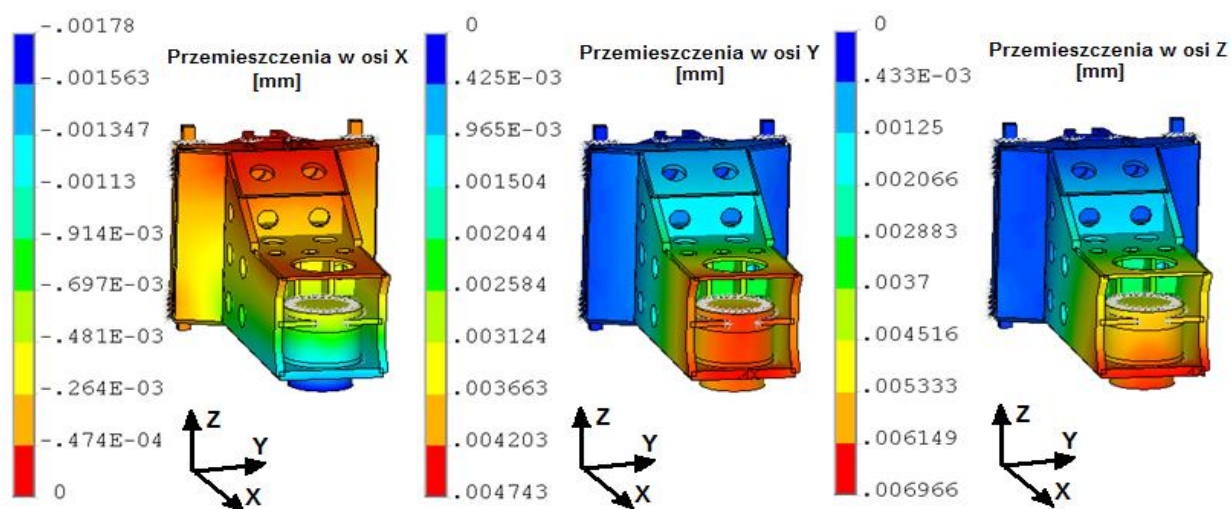
Parametr	1	2	3	4	5	6	7	8
Wartość [mm]	28	14,6	10	16,6	29,5	12,7	11,7	26,2
Parametr	9	10	11	12	13	14	15	
Wartość [mm]	11	20,9	11	10,5	25,7	12	18	

2.2. OPTIMALIZACJA ZA POMOCĄ ALGORYTMU EWOLUCYJNEGO

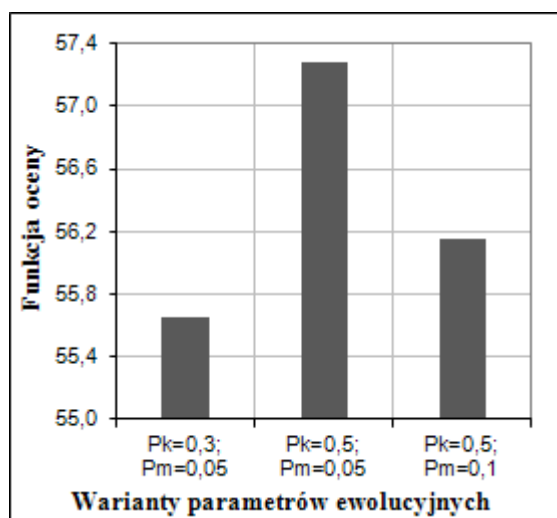
Do doboru grubości ścian wrzeciennika zastosowano algorytm ewolucyjny z rzeczywistoliczbową reprezentacją chromosomów, w którym wykorzystano zmodyfikowany mechanizm reprodukcji proporcjonalnej oraz sukcesje elitarną. W algorytmie zastosowano również operatory krzyżowania uśredniającego i mutacji równomiernej. Szczegółowy opis metod reprodukcji, selekcji oraz operatorów genetycznych można znaleźć w literaturze [24],[25],[26].

Zadanie przeprowadzono przyjmując pięć wariantów nastaw parametrów algorytmu ewolucyjnego. Liczba osobników w populacji / prawdopodobieństwo krzyżowania uśredniającego (P_k) / prawdopodobieństwo mutacji równomiernej (P_m): 20/0,3/0,05 – Wariant 1; 20/0,5/0,05 – Wariant 2; 20/0,5/0,1 – Wariant 3; 30/0,3/0,05 – Wariant 4; 40/0,3/0,05 – Wariant 5.

Dobór grubości ścian wrzeciennika przeprowadzono przy różnych nastawach operatorów ewolucyjnych oraz dla trzech rozmiarów populacji. Podobnie jak w przypadku algorytmu selekcji klonalnej obliczenia powtórzono trzykrotnie a średnie wartości funkcji oceny dla różnych wariantów wspomnianych nastaw przedstawiono na rysunkach 6 oraz 7. Najlepsze wyniki uzyskano przy najmniejszym rozmiarze populacji osobników, prawdopodobieństwie mutacji 0,05 oraz prawdopodobieństwie krzyżowania na poziomie 0,3. Średnia wartość funkcji oceny wyniosła w tym przypadku 55,7.

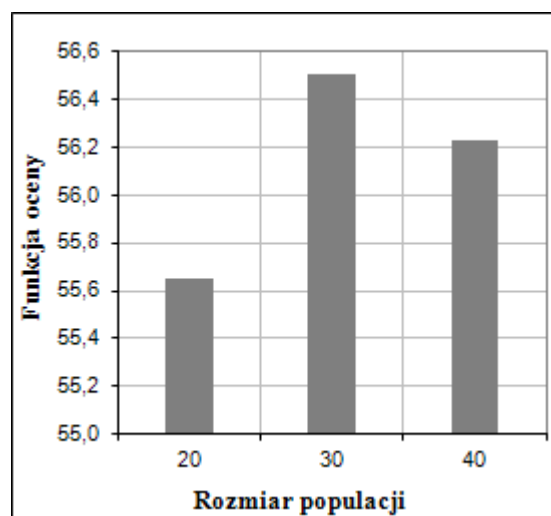


Rys. 5. Mapy przemieszczeń najlepszego wariantu wrzeciennika w kierunku osi X, Y i Z
Fig. 5. Maps of displacements best variant headstock in axis X, Y and Z



Rys. 6. Wpływ operatorów ewolucyjnych na wyniki optymalizacji

Fig. 6. The impact of evolutionary operators on optimization results



Rys. 7. Wpływ rozmiaru populacji na wyniki optymalizacji

Fig. 7. The impact of population size on optimization results

Tabela 3. Wyniki najlepszego rozwiązania po zakończeniu pracy algorytmu ewolucyjnego
Table 3. The results of the best individual after use evolutionary algorithm

Masa korpusu wrzeciennika	293,4 kg
Wskaźnik sztywności w osi X	567,4 N/ μ m
Wskaźnik sztywności w osi Y	257,3 N/ μ m
Wskaźnik sztywności w osi Z	163,3 N/ μ m

Wskaźniki sztywności wraz z przemieszczeniami końcówki wrzeciona oraz masę korpusu dla najlepszego wariantu, uzyskanego za pomocą algorytmu ewolucyjnego, zamieszczono w tabeli 3. Wynikiem działania algorytmu optymalizacyjnego było wyznaczenie grubości ścian korpusu wrzeciennika, które podobnie jak w przypadku algorytmu selekcji klonalnej były reprezentowane przez 15 parametrów (tabela 4).

Tabela 4. Grubości ścian wrzeciennika po zakończeniu pracy algorytmu ewolucyjnego
Table 4. Wall thickness headstock after working evolutionary algorithm

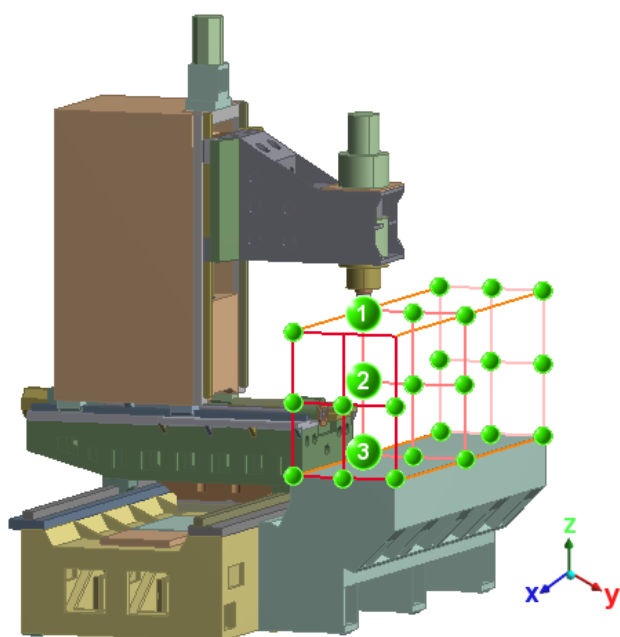
Parametr	1	2	3	4	5	6	7	8
Wartość [mm]	25,9	17,9	10,1	12,3	29,4	12	23	12,2
Parametr	9	10	11	12	13	14	15	
Wartość [mm]	11,8	16,8	10,5	12,4	20,5	12,5	16,2	

3. OPTYMALIZACJA STOJAKA FREZARKI

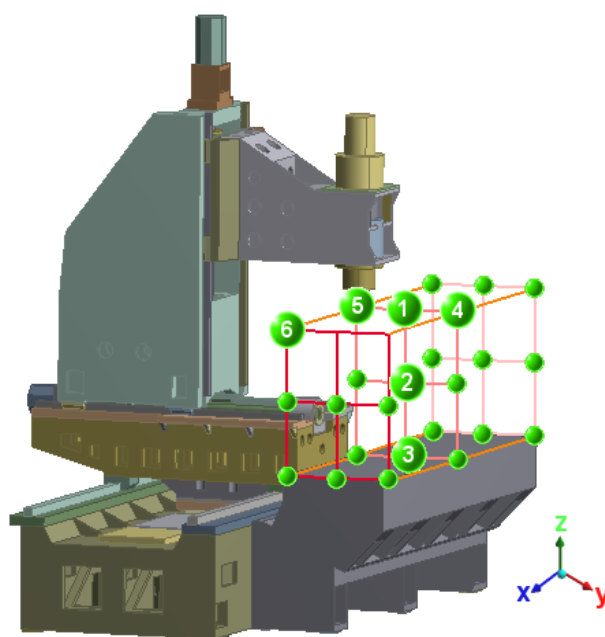
Wyznaczając sztywność statyczną w procesie optymalizacji należy pamiętać, iż zależy ona również od położenia elementów i zespołów należących do układu nośnego obrabiarki. Uwzględniając powyższą uwagę w niniejszym rozdziale przedstawiono przykład

optymalizacji stojaka frezarki pionowej, której model przedstawiono na rys. 8. Badania przeprowadzono korzystając dodatkowo z optymalizacji topologicznej, poprzedzającej proces poszukiwania optymalnych parametrów geometrycznych, przyjmując za punkt wyjścia uproszczoną bryłę tzw. prymityw. Wyniki obliczeń porównano następnie z efektem optymalizacji wariantu opracowanego przez konstruktora w oparciu o jego wiedzę i doświadczenie.

Optymalizację topologiczną korpusu zrealizowano w trzech charakterystycznych punktach przestrzeni roboczej frezarki (rys. 8), co pozwoliło wyznaczyć przybliżony model stojaka, uwzględniając różną dystrybucję obciążeń. Natomiast podczas doboru parametrów geometrycznych korpusu liczbę reprezentatywnych punktów zwiększono do sześciu (rys. 9).



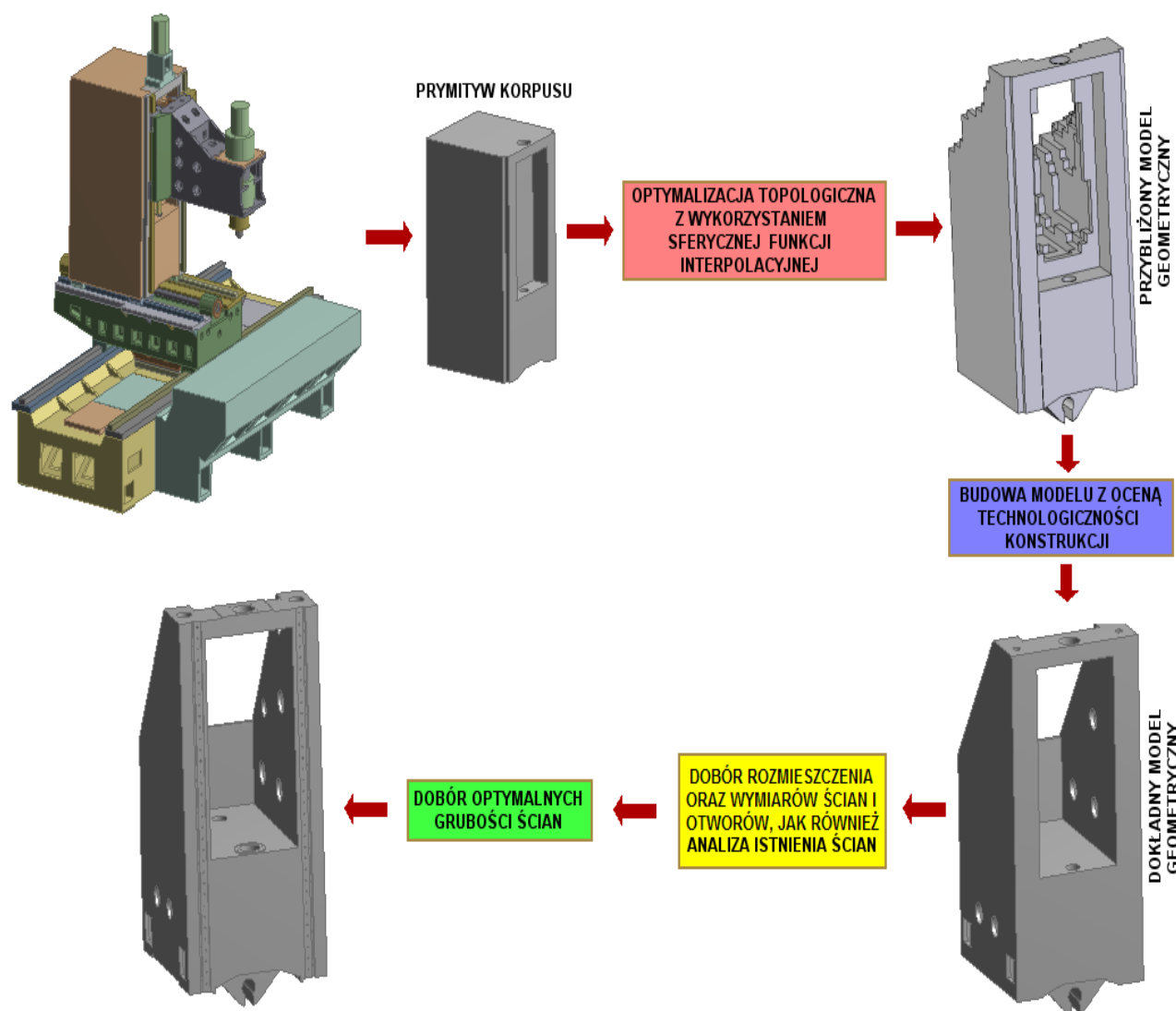
Rys. 8. Stojak w postaci prymitywu
Fig. 8. Column as a primitive



Rys. 9. Stojak po optymalizacji topologicznej
Fig. 9. Column after topology optimization

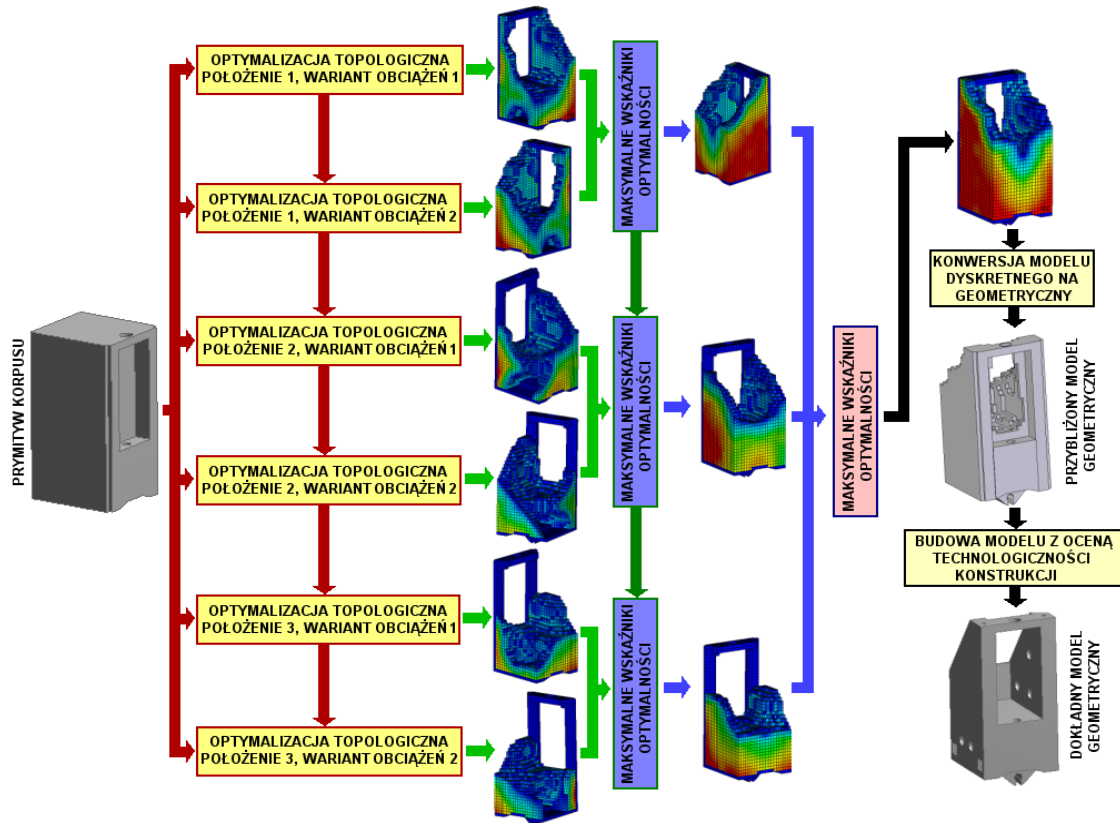
Ogólny przebieg optymalizacji opartej na prymitywach przedstawiono na rys. 10, wyróżniając etap optymalizacji topologicznej oraz doboru parametrów geometrycznych. W pierwszej kolejności celem działania algorytmu ewolucyjnego był dobór wartości węzłowych wskaźników optymalności tzw. superelementów, dążąc przy tym do minimalizacji masy i zachowania sztywności statycznej. Jako punkt odniesienia przyjęto wyniki otrzymane z analiz wariantu obrabiarki zawierającego pełny prymityw stojaka frezarki. Metodę optymalizacji topologicznej bazującą na superelementach opisano szczegółowo w pracy [1].

Drugi z wymienionych etapów miał na celu dobór parametrów geometrycznych, zachowując przy tym średnią sztywność statyczną oraz minimalizując masę i rozrzut sztywności. W tym przypadku, jako punkt odniesienia, przyjęto obliczenia uzyskane dla modelu zawierającego stojak będący wynikiem przeprowadzonej uprzednio optymalizacji topologicznej.



Rys. 10. Optymalizacja topologiczna oraz dobór parametrów geometrycznych stojaka [1]
 Fig. 10. Topology optimization and selection of the geometric parameters of the column [1]

Optymalizację topologiczną stojaka przeprowadzono w sześciu oddzielnych procesach, dokonując zmiany położenia i układu obciążeń (rys. 11). Po zakończeniu każdego etapu otrzymano model dyskretny, który stanowił optymalną postać dla danego położenia i układu obciążeń. W wyniku syntezy modeli dyskretnych otrzymano wariant wypadkowy, który następnie poddano konwersji z postaci dyskretniej do geometrycznej. Dalsze czynności koncentrowały się na uszczegółowieniu geometrii stojaka, likwidując grube ściany przy udziale zarówno konstruktora, jak i technologa. Tak ukształtowaną postać konstrukcyjną poddano następnie optymalizacji parametrów geometrycznych. W procesie tym sformułowano dwa rodzaje zadań. Zadanie pierwsze związane było zarówno z poszukiwaniem najlepszego rozmieszczenia ścian korpusu, optymalnych wymiarów otworów, jak również z analizą korzyści istnienia wybranych ścian i otworów. Po jego zakończeniu realizowano zadanie drugie, uwzględniając uzyskane wcześniej wyniki, podczas którego poszukiwano optymalnych grubości ścian stojaka.



Rys. 11. Przebieg optymalizacji topologicznej oraz tworzenia modelu geometrycznego stojaka [1]

Fig. 11. The course of topology optimization and creating a geometric model column [1]

Na potrzeby optymalizacji topologicznej sformułowano łącznie cztery kryteria częściowe. Przy czym trzy kryteria odnosiły się do sztywności frezarki w kierunku osi X, Y oraz Z (wzory 2). Kryterium czwarte stanowiło oszacowanie kosztów produkcji, które w uproszczeniu przyjęto jako masę korpusu. W celu oceny wariantów, podczas realizacji optymalizacji parametrów geometrycznych stojaka, uwzględniono również kryteria określające rozrzut sztywności, wyznaczone w oparciu o sztywność obliczoną w rozpatrywanych położeniach zespołów obrabiarki (wzory 5 i 6). Funkcję oceny wyznaczono jako średnią ważoną kryteriów częściowych, podobnie jak w zadaniu optymalizacji wrzeciennika. Rozwiązanie optymalne stanowił wariant o najmniejszej wartości funkcji oceny po zakończeniu optymalizacji.

$$S_{jX} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{n_X} (j_{X_i} - j_{\bar{X}})^2}{n_X - 1}}, \quad S_{jY} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{n_Y} (j_{Y_i} - j_{\bar{Y}})^2}{n_Y - 1}}, \quad S_{jZ} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{n_Z} (j_{Z_i} - j_{\bar{Z}})^2}{n_Z - 1}}, \quad (5)$$

gdzie: S_{jX}, S_{jY}, S_{jZ} - rozrzut sztywności w kierunku osi X, Y i Z; $j_{\bar{X}}, j_{\bar{Y}}, j_{\bar{Z}}$ - średnia sztywność statyczna w kierunku osi X, Y i Z; n_X, n_Y, n_Z - liczba punktów w przestrzeni roboczej obrabiarki dla osi X, Y i Z.

$$j_{\bar{X}} = \frac{\sum_{i=1}^{n_X} j_{X_i}}{n_X}, \quad j_{\bar{Y}} = \frac{\sum_{i=1}^{n_Y} j_{Y_i}}{n_Y}, \quad j_{\bar{Z}} = \frac{\sum_{i=1}^{n_Z} j_{Z_i}}{n_Z}, \quad (6)$$

gdzie: n_X, n_Y, n_Z - liczba punktów w przestrzeni roboczej obrabiarki dla osi X, Y i Z.

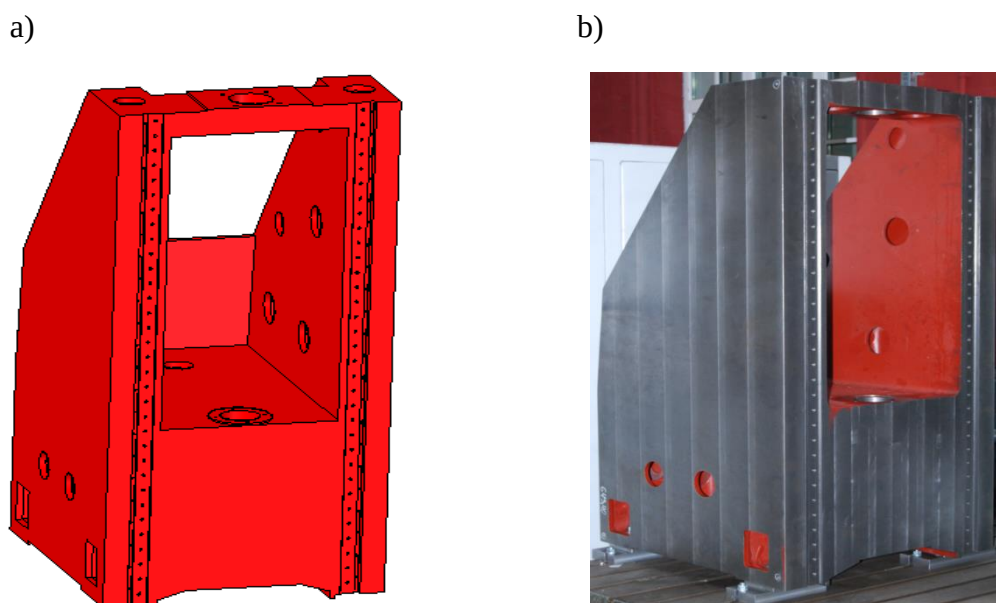
Tabela 5. Wyniki optymalizacji stojaka frezarki najlepszego rozwiązania
Table 5. The results of the optimization column of milling machines

Kryteria		Jednostka	Model przed optymalizacją	Optymalizacja bazująca na projekcie wstępnym		Optymalizacja bazująca na prymitywie korpusu	
				Wartość kryterium	Zmiana parametru %	Wartość kryterium	Zmiana parametru %
Położenia 1-6	Średnia sztywność - oś X	kN/mm	53,4	53,7	0,5	53,9	0,8
	Średnia sztywność - oś Y	kN/mm	135,3	139,7	3,2	138,4	2,2
	Średnia sztywność - oś Z	kN/mm	91,9	90,7	-1,3	93	1,2
	Rozrzut sztywności - oś X	kN/mm	11,4	11,5	0,2	10,5	-8,1
	Rozrzut sztywności - oś Y	kN/mm	63,1	63,7	0,9	60,9	-3,6
	Rozrzut sztywności - oś Z	kN/mm	26	25,8	-0,6	26,4	1,8
	Masa stojaka	kg	1064,8	1016,3	-4,5	908	-14,7

Działania związane z optymalizacją stojaka frezarki rozpoczęto od modelu zawierającego sparametryzowany wariant wstępny korpusu opracowany przez konstruktora. W wyniku przeprowadzonych obliczeń masę stojaka zmniejszono średnio o 4,5%. Zmianie uległy również własności sztywnościowe, lecz nie wszystkie okazały się korzystne. O ile w kierunku osi X i Y średnia sztywność uległa niewielkiej poprawie w stosunku do modelu wyjściowego, to pogorszyła się w osi Z (tabela 5). Rozrzut sztywności dla modelu zawierającego najlepszy wariant stojaka okazał się porównywalny z wariantem wyjściowym.

W przypadku modelu zawierającego stojak po optymalizacji bazującej na prymitywie korpusu rozrzut sztywności okazał się porównywalny z wariantem wyjściowym, uzyskując lekką poprawę w kierunku osi X i Y. W wyniku przeprowadzonych działań uzyskano

średnią redukcję masy na poziomie 14,7% w stosunku do wariantu wyjściowego (korpus opracowany przez konstruktora bez udziału optymalizacji). Szczegółowe wyniki dotyczące optymalizacji stojaka frezarki zawarto w pracy [1].



Rys. 12. Optymalny wariant stojaka: a) model geometryczny, b) stojak po obróbce skrawaniem
Fig. 12. The optimal variant of the column: a) geometric model, b) the column after machining

W wyniku przeprowadzonych prac nad optymalizacją korpusów opracowano szczegółowy model geometryczny stojaka (rys. 12a), który następnie wytworzono na drodze odlewania (rys. 12b).

4. PODSUMOWANIE

Wyniki badań dotyczące zastosowania metod sztucznej inteligencji do optymalizacji konstrukcji dowodzą ich zadowalającą skuteczność w tego typu zadaniach. Celem prowadzonych badań jest dopasowanie procedur optymalizacyjnych do zadań związanych z doбором cech geometrycznych korpusów obrabiarek. Owe dopasowanie obejmuje nie tylko wybór najlepszego algorytmu, ale również optymalnej struktury i nastaw parametrów związanych z jego funkcjonowaniem. Fakt, iż modele numeryczne układu nośnego obrabiarki są złożone powoduje, że proces poszukiwania optymalnego rozwiązania jest długotrwały. W związku z tym istotna jest nie tylko skuteczność przeszukiwania przestrzeni możliwych rozwiązań, ale również czas dochodzenia do rozwiązania optymalnego.

W ramach badań dokonano porównania algorytmu ewolucyjnego z algorytmem selekcji klonalnej dla zadania optymalizacji wrzeciennika przedstawionego na rys. 1. Analiza wyników zawartych w punkcie 2 pod kątem skuteczności wspomnianych

algorytmów wskazuje na przewagę algorytmu selekcji klonalnej we wszystkich wariantach nastaw parametrów. Wartość funkcji oceny najlepszego wariantu, uzyskanego za pomocą algorytmu selekcji klonalnej wyniosła 54,5, co jest lepszym rezultatem niż w przypadku algorytmu ewolucyjnego. Wartość tej funkcji dla algorytmu ewolucyjnego wyniosła 55,7. W rozwiązaniu otrzymanym za pomocą algorytmu selekcji klonalnej masa korpusu jest nieco wyższa niż w przypadku algorytmu ewolucyjnego. Jednakże wskaźniki sztywności we wszystkich osiach są znacznie korzystniejsze (tabele 1 i 3). Jak już wspomniano drugim istotnym czynnikiem związanym z optymalizacją korpusów obrabiarek jest czas obliczeń. W związku z tym dokonano porównania liczby obliczonych wariantów wymiarowych modelu wrzeciennika dla obu rozpatrywanych algorytmów. Okazuje się zatem, że o ile algorytm selekcji klonalnej jest skuteczniejszy w rozwiązywaniu zadania, to odbywa się to większym nakładem obliczeniowym. Fakt ten wynika z konieczności oceny klonów, generowanych w każdej iteracji.

Kolejnym przedstawionym zadaniem była optymalizacja stojaka frezarki z wykorzystaniem algorytmu ewolucyjnego. W wyniku przeprowadzonych działań uzyskano średnią redukcję masy na poziomie 14,7% w stosunku do wariantu wyjściowego (korpus opracowany przez konstruktora bez udziału optymalizacji)

Na podstawie przeprowadzonych badań trudno wyrokować obecnie o wyższości algorytmu selekcji klonalnej nad ewolucyjnym, a to ze względu na dużą różnorodność algorytmów ewolucyjnych. Jednakże można stwierdzić, że zarówno algorytmy ewolucyjne jak i procedury, których działanie oparte jest na układzie immunologicznym, stanowią skuteczne narzędzia optymalizacyjne.

LITERATURA

- [1] WILK P., 2011, *Zastosowanie algorytmów ewolucyjnych i metody elementów skończonych w optymalizacji korpusów obrabiarek*, Prace Naukowe Katedry Budowy Maszyn, 1.
- [2] WILK P., 2007, *Optymalizacja kształtu korpusów obrabiarek na przykładzie frezarki pionowej*, Prace Naukowe Katedry Budowy Maszyn, 1, 67-84.
- [3] KOSMOL J., WILK P., 2008, *Próba optymalizacji korpusu obrabiarki z zastosowaniem MES i algorytmu genetycznego*, XLVII Sympozjon, Modelowanie w Mechanice, Wisła.
- [4] WILK P., 2010, *Ewolucyjna optymalizacja parametrów geometrycznych korpusów frezarki*, Prace Naukowe Katedry Budowy Maszyn, 1, 81-92.
- [5] WILK P., 2010, *Optymalizacja topologiczna korpusów za pomocą algorytmu ewolucyjnego*, Prace Naukowe Katedry Budowy Maszyn, 1, 71-80.
- [6] KOSMOL J., WILK P. 2011, *Optimization of High Speed Machine Tool Frames*, Advanced Materials Research, 223 Trans Tech Publications, Switzerland, 723-730.
- [7] WILK P., KOSMOL J., 2007, *Optimisation of Frames of a Milling Machine Tool Using Genetic Algorithms and the Finite Element Method*, Proceedings of the Ninth International Conference on the Application of Artificial Intelligence to Civil, Structural and Environmental Engineering, St. Julians – Malta.
- [8] GÄTZI R., UEBERSAX M., KÖNIG O., 2000, *Structural Optimization Tool Using Genetic Algorithms and Ansys, CAD-FEM User's Meeting*, Schweiz.
- [9] WEULE H., FLEISCHER J., NEITHARDT W., EMMRICH D., JUST D., 2003, *Structural Optimization of Machine Tools Including the Static and Dynamic Workspace Behavior*, The 36th CIRP-International Seminar on Manufacturing Systems, 03-05 June 2003, Saarbruecken, Germany.
- [10] BOTU S.S., BARAI S.V., *Structural optimization using artificial immune system (AIS)*.
- [11] WATANABE K., CAMPELO F., IGARASHI H., 2007, *Topology Optimization Based on Immune Algorithm and Multigrid Method*, IEEE TRANSACTIONS ON MAGNETICS, 43/4.

- [12] POTERAŁSKI A., 2004, *Optymalizacja strukturalna przestrzennych układów mechanicznych z wykorzystaniem algorytmów ewolucyjnych*, Rozprawa doktorska, Politechnika Śląska, Gliwice
- [13] POTERAŁSKI A., BURCZYŃSKI T., KUŚ W., 2002, *Optimization of 3-D elastic structures using evolutionary algorithms*, AI-METH 2002 Symposium on Methods of Artificial Intelligence, Gliwice.
- [14] POTERAŁSKI A., KUŚ W., BURCZYŃSKI T., 2001, *Remodeling simulation of material systems using evolutionary algorithms*, AI-METH 2001 Symposium on Methods of Artificial Intelligence in Mechanics and Mechanical Engineering, Gliwice.
- [15] POTERAŁSKI A., BURCZYŃSKI T., 2003, *Ewolucyjna optymalizacja ciał przestrzennych*, II Krajowe sympozjum, Modelowanie i Symulacja w Technice, Łódź.
- [16] BACK T., 1994, *Evolutionary Algorithms in Theory and Practice*, Oxford University Press.
- [17] ZHAO S., ZHAO J., JIAO L., 2005, *Adaptative Genetic Algorithm Based Approach for Evolutionary Design and Multi-objective Optimization of Logic Circuits*, Proceedings of the 2005 NASA/DoD Conference of Evolvable Hardware, Washington, 67-72.
- [18] BURCZYŃSKI T., KUŚ W., 2000, *Evolutionary methods in shape optimization of elastoplastic structures*, 33rd Solid Mechanics, Zakopane.
- [19] GÓRSKI R., KUŚ W., BURCZYŃSKI T., 2001, *Applications of Evolutionary Algorithms and Finite Element Method in 3D Shape Optimization*, In: Methods of Artificial Intelligence in Mechanics and Mechanical Engineering (eds. T. Burczyński and W. Cholewa), Gliwice.
- [20] OSYČZKA A., 2002, *Evolutionary Algorithms for Single and Multicriteria Design Optimization*, Springer-Verlag, Berlin.
- [21] WIERZCHOŃ S.T., 2001, *Sztuczne Systemy Immunologiczne, Teoria i Zastosowania*, Akademicka Oficyna Wydawnicza ELIT, Warszawa.
- [22] de CASTRO L.N., TIMMIS J.I., 2002, *An Artificial Immune Network for Multimodal Function Optimization*, In Proceedings of IEEE CEC'02.
- [23] de CASTRO L.N., VON ZUBEN F.J., 2002, *Learning and Optimization Using the Clonal Selection Principle*, IEEE Transactions on Evolutionary Computation, Special Issue on Artificial Immune Systems.
- [24] ARABAS J., 2004, *Wykłady z algorytmów ewolucyjnych*. WNT, Warszawa.
- [25] MICHAŁEWICZ Z., 1994, *Genetic Algorithms + Data Structures = Evolution Programs*, Springer-Verlag, Berlin Heidelberg.
- [26] GOLDBERG D.E., 1989, *Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning*, Addison-Wesley.

APPLICATIONS OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE METHODS IN BODY MACHINE TOOL OPTIMIZATION

This article contains discusses the methods of artificial intelligence, supporting the process of optimizing the body machine. A comparison of evolutionary algorithm and clonal selection algorithm in the task of selecting the thickness of the walls of vertical milling headstock. It also presents an example of application of evolutionary algorithm in the task of topology optimization. The result of which was to develop a rough geometric model of the body, which after detailing subjected to optimize the geometrical parameters. Based on our calculations were performed column of vertical milling machines.

Keywords: *optimization, body, evolutionary algorithm, artificial intelligence*