5. Number of Neurons in the Hidden Layers. How many hidden neurons should be used in a layer is arbitrary, and has been usually decided by trail-and-error. It is good enough to use the average of the number of input and output neurons. Another possibility is to make the hidden layer of the same size as either the input or the output layer. The fewer hidden neurons the fewer connections, and hence less training capacity. Generally the hidden layer should not be the smallest layer in the network, nor should it be the largest.

6. Choosing Training Parameters. The training parameters are arrived at by investigating the application domain. Though these parameters have generally been frozen in several investigations, it would be desirable to carry out a further study of these parameters in order to see their influence in the context of the application.

7. Choosing the Activation Function. There are several types of activation functions, linear, linear threshold, step, sigmoid, and Gaussian activation functions. With the exception of the linear activation functions, all these functions introduce a nonlinear in the network dynamics by bounding the output values within fixed ranges. The sigmoid function (S-shaped semi-linear or squashing function) has been recommended in most of the back-propagation applications. In a sigmoid function the output is a continuous, monotonic function of the input. The function itself and its derivatives are continuous everywhere.

8. Choosing the Average System Error. The acceptable average system error depends upon the amount of accuracy required for training and testing the network. The acceptable error plays an important role in determining the number of training cycles, and finally it has an impact on the training time. The best way to choose the average system error is to start with a large value of the average system error and watch the performance of the network. Then, depending upon the accuracy required from the network, reduce the value of average system error. The initial large value of average system error also helps in determining the possibility of the network's convergence for a small value of the average system error.

Proposed coordination strategy is based on QSD (Quasiseparable Decomposition) approach [9] where each discipline is assigned a manufacturing cost (*cd, cr, cm, ck, cd, cp*) for a local objective and the discipline problems maximize the margin in their local constraints and the cost objective (Fig. 2). System subproblem minimizes a shared objective and the manufacturing cost of each discipline subject to shared design constraints and positivity of the margin in each discipline.

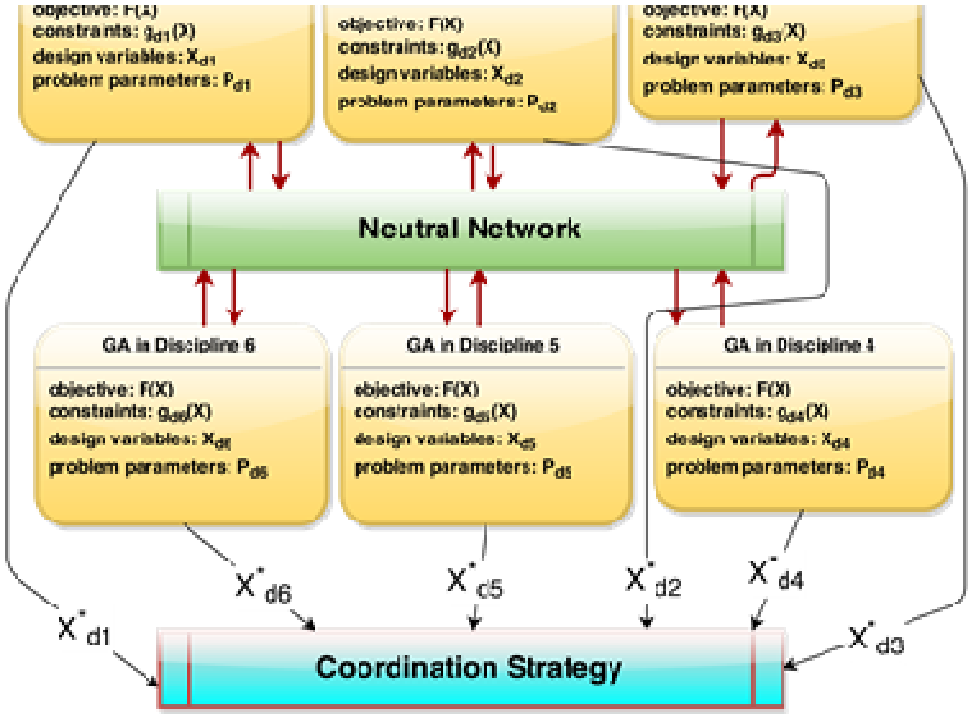

Fig. 2. Multidisciplinary design optimization design process in GA decomposition approach

A number of numerical experiments were conducted to determine the validity of the proposed approach [10]. One of them is the use of neural networks to design helicopter rotor blade [11]. The

convergence histories of the system level objective function for two different strategies of the coordination are shown in Fig. 3. These would include current problem parameters, and those available as the new best designs in other disciplines. Select a combination so that the current objective function either improves or, at worst, stays the same.

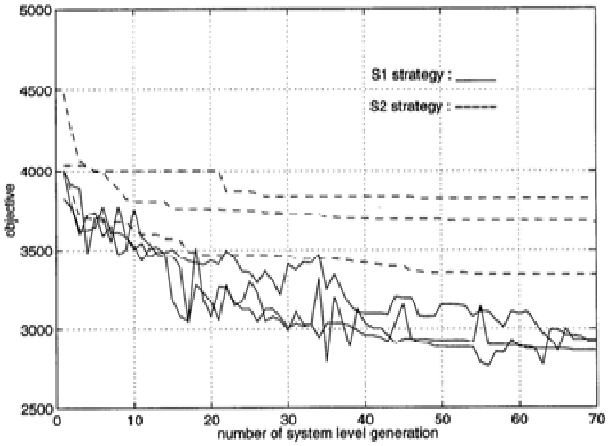

Fig. 3. System level objective function convergence history of GA based neutral networks MSDO approach: *S*1 for each discipline, use as problem parameters the current best design variable values of other subproblems; *S*2 for each discipline, evaluate all possible combinations of problem parameters

Thus, the proper selection of coordination strategy directly affects the overall design results.

CONCLUSIONS

Multidisciplinary design optimization approach for navigation equipment test table design adapting genetic algorithms and neural networks for development of a rational approach by which the multidisciplinary design problem could be partitioned into a number of separate disciplines was described. Once the optimization task was decomposed by six subproblems, the GA based search was implemented in parallel in each of the disciplines. Coordination strategies to account for the interactions between disciplines were the other focus of the present study.

REFERENCES

[1] Schmit, L. A. and Ramanathan, R. K. "Multilevel Approach to Minimum Weight Design including Buckling Conctraints". *AIAA Journal*. vol. 16, pp. 97–104. 1978.

[2] Sobieszczanski-Sobieski, J. "Optimization by Decomposition: A Step from Hierarchic to Non-Hierarchic Systems". *Presented at the Second NASA/Air Force Symposium on Recent Advances in Multidisciplinary Analysis and Optimization*, Hampton, VA, September 28-30, 1988. NASA TM101494. NASA CP-3031, Part 1, 1989.

[3] Sobieszczanski-Sobieski, J. "Sensitivity of Complex, Internally Coupled Systems". *AIAA Journal*, vol. 28, no. 1, 1990, pp. 153–160.

[4] Kirsch, U. Optimum Structural Design, McGraw-Hill, 1981.

[5] Wrenn, G. A. and Dovi, A. R. "Multilevel Decomposition Approach to the Preliminary Sizing of a Transport Aircraft Wing". *AIAA Paper 87-0714-CP*, April 1987.

[6] Beltracchi, T. J. *A* "Decomposition Approach to Solving the Allup Trajectory Optimization Problem". *AIAA Paper 90-0469*. Presented at the AIAA Aerospace Sciences Meeting, Reno, NV, 1990, also in AIAA J. of Guidance Control and Dynamics, Nov. 1991.

[7] Hajela, P. and Szewczyk, Z. "On the Use of Neural Network Interconnection Weights in Multidisciplinary Design", AIAA Paper no. 92-4808. *Proceedings of the 4th AIAA/NASA/ Air Force Symposium on Multidisciplinary Analysis and Optimization*, Cleveland, Ohio, September 1992.

[8] Hajela, P., and Berke, L. "Neurobiological Computational Models in Structural Analysis and Design", *Computers and Structures,* vol. 41, no. 4, pp. 657–667, 1991.

[9] Haftka, R. T. and Watson, L. T. "Multidisciplinary Design Optimization with Quasiseparable Subsystems", *Optimization and Engineering*, vol. 6, 2005, pp. 9–20.

[10] Szewczyk, Z., and Hajela, P. "Neurocomputing Strategies in Decomposition Based Structural Design". *Proceedings of the 34th SDM Conference*, La Jolla, CA, 1993.

[11] Hajela, P., and Lee, J. "Genetic Algorithms in Multidisciplinary Rotor Blade Design". *Proceedings of the 36th SDM Conference*, New Orleans, LA, April 1995.

[12] Barai, S.V. and Pandey P. C. "Artificial Neural Networks in Design of Structural Elements". *Proceedings of National Symposium on Structural Mechanics*, NSSM-94, held at Bangalore, pp. 91–96, 1994.

Received 05 February 2015.

Sineglazov Viktor. Doctor of Engineering. Professor.
Aviation Computer-Integrated Complexes Department, National Aviation University, Kyiv, Ukraine.
Education: Kiev Polytechnic Institute, Kyiv, Ukraine (1973).
Research area: Air Navigation, Air Traffic Control, Identification of Complex Systems, Wind/solar power plant.
Publications: more than 450 papers.
E-mail: svm@nau.edu.ua

Dolgorukov Sergiy. Postgraduate.
Aviation Computer-Integrated Complexes Department, National Aviation University, Kyiv, Ukraine.
Education: National Aviation University, Kyiv, Ukraine (2012).
Research area: hardware in-the-loop simulation, unmanned aerial vehicle, navigation complexes.
Publications: 8.
E-mail: sdolgorukov@nau.edu.ua

В. М. Синєглазов, С. О. Долгоруков. Багатокритеріальне оптимальне проектування випробувального стенду навігаційного обладнання

Розроблено методологію багаторівневої багатокритеріальної оптимізації випробувального стенду навігаційного обладнання. Запроповано багаторівневу процедуру вирішення завдання оптимізації, яка складається с шести елементів, що координуються за принципом мінімізації загальної вартості виробництва.
Ключові слова: багатокритеріальна оптимізація; ієрархічні системи; випробувальний стенд; генетичний алгоритм; задача координації.

Синєглазов Віктор Михайлович. Доктор технічних наук. Професор.
Кафедра авіаційних комп'ютерно-інтегрованих комплексів, Національний авіаційний університет, Київ, Україна.
Освіта: Київський політехнічний інститут, Київ, Україна (1973).
Напрям наукової діяльності: аеронавігація, управління повітряним рухом, ідентифікація складних систем, вітроенергетичні установки.
Кількість публікацій: більше 450 наукових робіт.
E-mail: svm@nau.edu.ua

Долгоруков Сергій Олегович. Аспірант.
Кафедра авіаційних комп'ютерно-інтегрованих комплексів, Національний авіаційний університет, Київ, Україна.
Освіта: Національний авіаційний університет, Київ, Україна (2013).
Напрям наукової діяльності: напівнатурні випробування, безпілотні літальні апарати, навігаційні комплекси.
Кількість публікацій: 8.
E-mail: sdolgorukov@nau.edu.ua

В. М. Синеглазов, С. О. Долгоруков. Многокритериальное оптимальное проектирование испытательного стенда навигационного оборудования

Разработана методология многоуровневой многокритериальной оптимизации испытательного стенда навигационного оборудования. Представлена многоуровневая процедура решения задачи оптимизации состоящая из шести елементов координируемых по принципу минимизации общей стоимости производства.
Ключевые слова: многокритериальная оптимизация; иерархические системы; испытательный стенд; генетический алгоритм; задача координации.

Синеглазов Виктор Михайлович. Доктор технических наук. Профессор.
Кафедра авиационных компьютерно-интегрированных комплексов, Национальный авиационный университет, Киев, Украина.
Образование: Киевский политехнический институт, Киев, Украина (1973).
Направление научной деятельности: аэронавигация, управления воздушным движением, идентификация сложных систем, ветроэнергетические установки.
Количество публикаций: более 450 научных работ.
E-mail: svm@nau.edu.ua

Долгоруков Сергей Олегович. Аспирант.
Кафедра авиационных компьютерно-интегрированных комплексов, Национальный авиационный университет, Киев, Украина.
Образование: Национальный авиационный университет, Киев, Украина (2013).
Направление научной деятельности: полунатурное моделирование, беспилотные летательные аппараты, навигационные комплексы.
Количество публикаций: 8.
E-mail: sdolgorukov@nau.edu.ua