

in the parent company, and employees who are not used to and cannot work independently develop the spin-off project.

- The parent company does not provide enough autonomy for the spin-off project, which subsequently hinders its development.

Conclusions from the conducted research. The solution of the problems discussed above will allow to successfully implement the results of university research in practice and provide the economy with new developments and technologies, thereby stimulating the flow of funds from material production to the scientific and educational sphere. The priority directions for initiating changes in this context in the coming years are the formation of university innovation infrastructure; training of qualified managers and scientists with knowledge and skills of effective commercialization of the results of educational and scientific activities, management of innovative companies and projects; establishing partnerships with leading foreign business schools and organizing joint programs in the field of innovative entrepreneurship.

REFERENCES

1. Mahnovskiy D.S. Pravoviy rezhim ta problemi komertsializatsiyi ob'ektliv prava intelektualnoyi vlasnosti, scho stvoryuyutsya za dogovorami na vikonannya NDDKR za rahunok byudzhethnih koshtiv / D.S. Mahnovskiy // Suchasna nauka ta tehnologiyi: vid fundamentalnih doslidzhen do komertsializatsiyi rezultativ NDDKR: Materiali mizhnarodnoyi naukovo-praktichnoyi konferentsiyi (Kiyiv, 10 bereznia 2010 r.). – K.: Feniks, 2010. – S. 47-48.
2. Universitetskiye innovatsii: opyt Vysshey shkoly ekonomiki / G.G. Kantorovich, Ya.I. Kuzminov, V.V. Pislyakov i dr.; pod red. Ya.I. Kuzminova; Gos.un-t –Vysshaya shkola ekonomiki. – M.: Izd. Dom GU VShE. 2006. – 283 s.
3. Tsubulov P.M. Rekomendatsiy shchodo podolannya baryeriv. shcho isnuvut na shlyakhu komertsializatsiyi rezultativ naukovikh doslidzhen v Ukrayini / P.M.Tsubulov, V.F. Korsun // Teoretichni ta prikladni aspekti ekonomiki ta intelektualnoi vlasnosti. – Zbirnik naukovikh prats. – Mariupol: PDTU. 2010. – S. 154-161.
4. Lytvynchuk I.L. Kommertsializatsiya universitetskikh razrabotok na osnove sozdaniya spin-off kompanii. Mnogourovnevoye obrazovaniye i kompetentnostnyy podkhod: vektory razvitiya : materialy ros. nauch. -metod. konf. s mezhdunar. uchastiyem. 20 marta 2014 g. Vologda : NOU VPO Vologodskiy institut biznesa. 2014 . S. 668-672.
5. T. C. Knecht. Universitäten als Inkubatororganisationen für innovative Spinoff Unternehmen: Ein theoretischer Bezugsrahmen und die Ergebnisse einer empirischen Bestandsaufnahme in Bayern. Köln: Förderkreis Gründungs- Forschung, 1998.
6. E. Roberts, D. Malone. Policies and structures for spinning off new companies from research and development organizations//R&D Management. 1996. Vol. 26. № 1. P. 17-48.
7. R. O'Shea et al. Entrepreneurial orientation, technology transfer and spinoff performance of US universities//Research Policy. 2005. Vol. 34. № 7. P. 994-1009.
8. G. Unterkofer. Erfolgsfaktoren innovativer Unternehmensgründungen: ein gestaltungsorientierter Lösungsansatz betriebswirtschaftlicher Gründungsprobleme. Frankfurt am Main: Lang, 1989.
9. K.A. Markov. Commercialization of research in US universities // Bulletin of the Nizhny Novgorod University. N. I. Lobachevsky. 2009. V. 5. S. 22-30.10.
10. J. Weatherston. Academic Entrepreneurs: Is a spin-off Company too risky//Proceedings of the 40th International Council on Small Business, 1995.
11. R. Lowe, A. Ziedonis. Overoptimism and the performance of entrepreneurial firms//Management Science. 2006. Vol. 52. № 2. P. 173-186.
12. A. Saxenian. The Limits of Autarky: Regional Networks and Industrial Adaptation in Silicon Valley and Route 128//HUD Roundtable on Regionalism, 1994.
13. J. Egel et al. Spinoff-Gründungen aus der öffentlichen Forschung in Deutschland. Baden-Baden: Nomos Verlagsgesellschaft, 2003.
14. A. Walter. Technologietransfer zwischen Wissenschaft und Wirtschaft: Voraussetzungen für den Erfolg. Wiesbaden: Deutscher Universitäts-Verlag, 2003.

УДК: 621.396.: 681.5: 004

ПАНТЕЕВ Р.Л., к. т. н.
м. Київ

Panteyev R. L.
Kiev, Ukraine

НЕЙРОННІ МЕРЕЖІ У КЕРІВНИЦТВІ СКЛАДНИМИ ТЕХНІЧНИМИ СИСТЕМАМИ NEURAL NETWORKS IN THE MANAGEMENT OF COMPLEX TECHNICAL SYSTEMS

Анотація. Розглядаються методи використання нейронних мереж для вирішення задач керування динамічними об'єктами. Для кожного виду нейрокерування наводяться схеми з'єднання нейромереж всередині системи керування та детально описуються процедури їх навчання. Аналізуються переваги і недоліки описаних методів.

Ключові слова: штучний інтелект, нейромережа, система керування, похибка, зворотній зв'язок, динамічний об'єкт, автоматичне керування, адаптивне керування.

Neuro-management of dynamic objects is a new promising area that is at the intersection of such disciplines as automatic control, artificial intelligence, neurophysiology. Neural networks have several unique properties that make them a powerful tool for creating control systems: the ability to learn by example and to summarize data, the ability to adapt to changing the properties of the control object and the environment, the ability to synthesize nonlinear controllers, high resistance to damage elements due to the concurrently embedded neural network architecture. The author discusses the methods of using neural networks to solve the problems of managing dynamic objects. For each type of neuro-management, the circuit diagrams of the neural networks within the control system are given, and the procedures for teaching them are described in detail. The advantages and disadvantages of the described methods are analyzed. It is presented as a useful universal method of neuro-management - a method of adaptive criticism, which has been stated and developed relatively recently. PAHAC-type recurrent networks are shown to be best suited for modelling dynamic systems, leading to their proliferation as control object identifiers in indirect and predictive neuro-management methods. At the same time, all existing algorithms for learning recurrent neural networks are variations of the VRTT and YATT algorithms developed in the early 1990s, which are relatively slow in learning and require considerable computational resources.

Keywords: artificial intelligence, control system, error, feedback, dynamic object, automatic control, adaptive control.

Постановка проблеми. Нейрокерування динамічними об'єктами є новим перспективним напрямком, що знаходяться на стику таких дисциплін, як автоматичне керування, штучний інтелект, нейрофізіологія. Нейронні мережі мають ряд унікальних властивостей, які роблять їх потужним інструментом для створення систем керування: здатністю до навчання на прикладах і узагальнення даних, здатністю адаптуватися до зміни властивостей об'єкта керування та зовнішнього середовища, придатністю для синтезу нелінійних регуляторів, високою стійкістю до пошкоджень своїх елементів в силу спочатку закладеного в нейромережевому архітектурі паралелізму.

Аналіз останніх публікацій. У літературі описані численні приклади практичного застосування нейронних мереж для вирішення завдань керування літаком [2], автомобілем [3], гірничозбагачувальним процесом [4], швидкістю обертання валу двигуна [5], електропіччю [6], турбогенератором [7], зварювальним апаратом [8], пневмоциліндром [9].

Ідея застосування нейронних мереж для керування динамічними об'єктами вперше була висловлена У. Відроу [10] ще в 1964 р, проте, інтенсивні дослідження цього напрямку розгорнулися лише в кінці 80-х років минулого століття. Один з перших оглядів в області нейрокерування (1992) згадує 5 методів навчання нейромережі для безпосереднього керування об'єктом. З тих пір кількість методів нейрокерування набагато збільшилася, з'явилися нові рішення на основі багатомодульного підходу і наближеного динамічного програмування.

В ході розвитку нейрокерування, досліджувалися різні способи побудови нейроконтролера із застосуванням різних типів нейронних мереж: лінійних типу «АДАЛПНА», багат шарових перцептронів, рекурентних мереж, мереж радіальних базисних функцій [1] та ін. Найкращі результати отримані при використанні багат шарових перцептронів з лініями затримки. Сформувалися два основних напрямки в застосування нейронних мереж всередині синтезованих регуляторів: прямі методи,

засновані на безпосередньому управлінні об'єктом за допомогою нейронної мережі, і непрямі методи, коли нейронна мережа використовується для виконання допоміжних функцій керування, таких як фільтрація шуму або ідентифікація динамічного об'єкта. Залежно від числа нейронних мереж, що становлять нейроконтролера, системи нейроуправління можуть бути одномодульні або багатомодульні. Схеми нейроуправління, які застосовуються спільно з традиційними контролерами, називаються гібридними.

Виклад основного матеріалу. Ключовою проблемою при вирішенні задач керування динамічними об'єктами є реалізація моделі інверсної динаміки керованого об'єкта. Аналітичне рішення цього завдання не завжди можливо, оскільки потрібно обернення причинно-наслідкових залежностей поведінки реального об'єкта. Застосування нейронних мереж дозволяє знаходити наближені рішення цього завдання шляхом навчання мережі на прикладах керування реальним об'єктом. При використанні прямих методів нейрокерування, зокрема, в методі узагальненого інверсного нейрокерування це досягається шляхом безпосереднього навчання нейронної мережі на прикладах поведінки керованого об'єкта. Однак, використовувати для такого навчання послідовності прикладів, отримані шляхом звернення результатів спостереження реальних об'єктів часто містять протиріччя, різко знижують якість навчання нейронної мережі. Для вирішення цієї проблеми запропоновано ряд методів.

У методі спеціалізованого інверсного нейрокерування і деяких версіях систем адаптивної критики проблема навчання інверсної динаміки вирішується шляхом апроксимації аналітичної моделі керованого об'єкта і обчислення локальних значень якобіана для різних областей простору станів. У методі зворотного поширення помилки через прямий нейроемулатор для формування лінеаризованої моделі інверсної динаміки об'єкта використовується звичайна схема зворотного поширення помилки, що застосовується для навчання багато-

шарових персептронів. У системах багатомодульного нейрокерування ця ж задача вирішується шляхом поділу простору станів об'єкта на локальні області, в яких інверсні моделі представлені однозначними функціями. Для кожної такої області виділяється окремий нейронний модуль. Перспективними для моделювання інверсної динаміки можуть виявитися нові типи нейронних мереж, що дозволяють моделювати багатозначні функції, зокрема, імовірнісні мережі Бішопа на основі сумішей гауссовських моделей (Mixture Density Networks).

Структура системи керування динамічними об'єктами

В задачах нейрокерування для представлення об'єкта керування використовують модель чорного ящика, в якому спостерігаються поточні значення входу і виходу. Стан об'єкта вважається недоступним для зовнішнього спостереження, хоча розмірність вектора станів зазвичай вважається фіксованою.

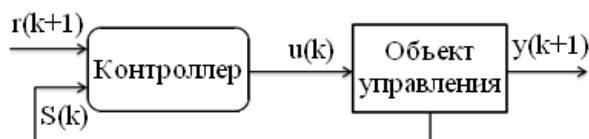


Рис. 1. Загальна схема керування по зворотньому зв'язку

Для оцінки вектора стану динамічного об'єкта може бути використана модель нелінійної авторегресії з додатковими входними сигналами (NARX). Стан динамічного об'єкта можна також представити миттєвим знімком його фазової траєкторії.

При описанні конкретних схем нейрокерування будемо віддавати перевагу моделі (3). На схемах для введення в контролер затриманих даних зворотно-

го зв'язку буде використовуватися модуль лінії затримок «TDL» (Tapped Delay Line). Для спрощення ми будемо розглядати тільки одноканальні системи керування (SISO), однак, що зводяться співвідношення можуть використовуватися і для багатоканальних систем (MIMO). Для цього слід лише замінити в формулах скалярні змінні на вхіді і виході об'єкта керування векторними.

Наслідуюче нейрокерування

Назва «наслідуюче нейрокерування» (Neurocontrol learning based on mimic, Controller Modeling, Supervised Learning Using an Existing Controller), охоплює системи нейрокерування, в яких нейроконтролер навчається на прикладах динаміки звичайного контролера по зворотньому зв'язку, побудованого, наприклад, на основі звичайної пропорційно-інтегрально диференціальної (ПІД) схеми керування.

Схема наслідуючого нейрокерування показана на рис. 2. Після навчання нейронна мережа в точності відтворює функції вихідного контролера. Як приклад динаміки контролера може бути використаний запис поведінки людини-оператора. Навчальна вибірка для нейронної мережі формується таким чином. Звичайний контролер по зворотньому зв'язку (або людина-оператор) управляє об'єктом керування в штатному режимі. Значення величин на вхіді і виході контролера протоколюються, і на основі протоколу формується навчальна вибірка для нейронної мережі.

Після навчання за допомогою, наприклад, методу зворотнього поширення помилки, нейронна мережа підключається замість справжнього контролера. Отриманий нейроконтролер може замінити людину в управлінні пристроєм, а також бути більш вигідним економічно, ніж вихідний контролер. Основним недоліком цього методу є необхідність в попередньо настроєному вихідному

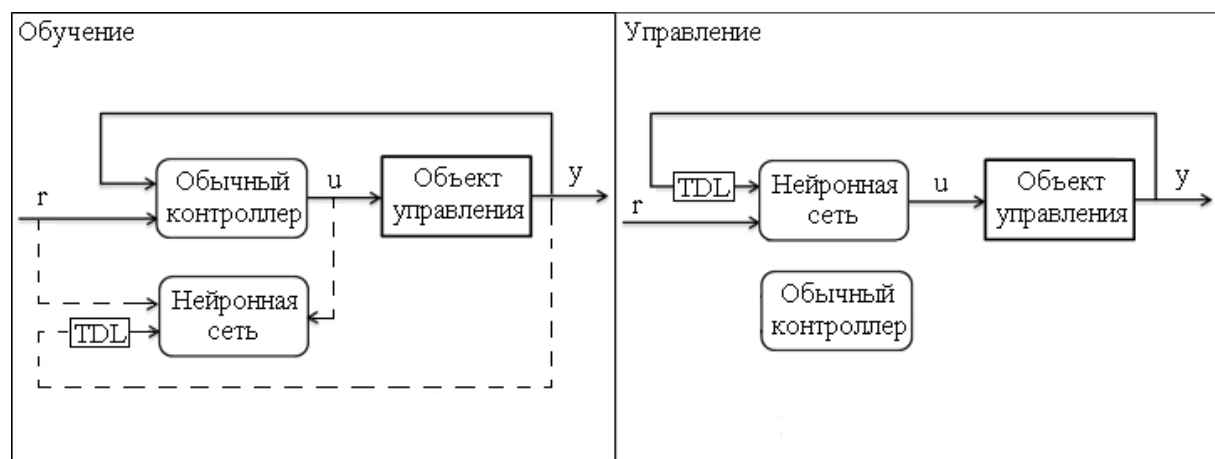


Рис. 2. Схема наслідуючого нейрокерування: ліворуч – режим навчання нейронної мережі; праворуч – режим керування.

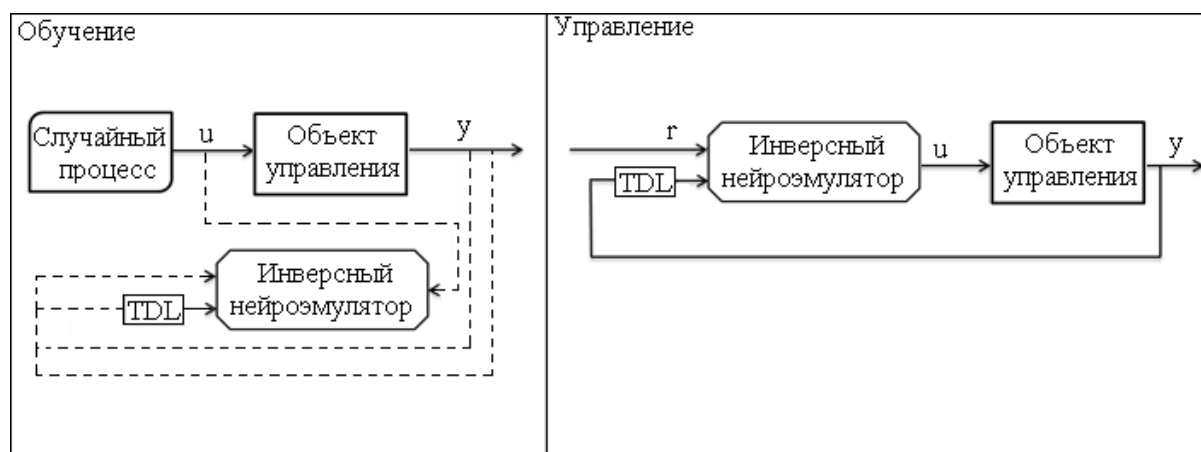


Рис. 3. Схема узагальненого інверсного нейрокерування: ліворуч – режим навчання інверсного нейромодулятора; справа – режим керування об'єктом

контролері, що не завжди представляється можливим. Крім того, отриманий шляхом навчання нейроконтролер в принципі не може забезпечити кращу якість керування, ніж контролер, що копіюється. Тому зараз наслідуюче нейроуправління застосовують, в основному, для первинного навчання нейронної мережі з використанням інших методів для подальшого донавчання нейроконтролера.

Інверсне нейрокерування

При інверсному нейрокеруванні формування інверсної моделі об'єкта керування здійснюється шляхом навчання нейронної мережі. Відомо кілька різновидів такого нейрокерування.

Узагальнене інверсне нейрокерування (Generalized Inverse Neurocontrol, Direct Inverse Neurocontrol), передбачає навчання мережі в режимі офф-лайн, на основі записаних траєкторій поведінки динамічного об'єкта. Для отримання таких траєкторій, на об'єкт керування в якості керуючого сигналу подають деякий випадковий процес. Значення керуючих сигналів і відповідних реакцій об'єкта протоколюють і на цій основі формують навчальну вибірку.

У ході навчання, нейронна мережа повинна вловити і запам'ятати залежність контрольованого сигналу від наступних значень реакції об'єкта керування, що знаходиться перед цим у стані. Для навчання нейронної мережі використовують метод зворотного поширення помилки. Таку нейронну мережу називають «інверсний нейромодулятор». При управлінні об'єктом, інверсний нейромодулятор підключається як контролер, при цьому можливі два способи підключення: замкнений та розімкнений.

При замкненому підключенні, схема якого показана на рис. 3 ліворуч, на вхід нейроконтролера подаються поточні значення уставки і вектору стану об'єкта керування, що поступає по ланцюгу зворотного зв'язку. Завдяки стабілізуючому впливу

зворотнього зв'язку, досягнуто досить високої якості керування динамічним об'єктом.

При розімкненому підключенні на вхід нейроконтролера поступають тільки значення уставки із затримками. При цьому передбачається, що сформована при навчанні інверсна модель об'єкта керування є адекватною, отже, сигнал керування, що видається нейронною мережею, забезпечить перехід об'єкта в положення, що задане уставкою. Розімкнена система нейрокерування має високу швидкодію, оскільки на вхід нейроконтролера не поступає значення поточного стану об'єкта керування, обробка якого вимагає значних ресурсів. Проте, через відсутність зворотного зв'язку якість такого керування виявляється низькою.

Перевагою узагальненого інверсного нейрокерування є навчання нейроконтролера в режимі офф-лайн і відсутність необхідності у точній математичній моделі об'єкта керування. До недоліків слід віднести складність формування навчальної вибірки із-за необхідності ретельного підбору ідентифікуючого випадкового процесу, що подається на вхід системи, а також низьку якість роботи в тих випадках, коли інверсія об'єкта керування виявляється неоднозначною функцією. Неоднозначність призводить до наявності протиріч в навчальній вибірці, що заводять у безвихідь процес навчання нейронної мережі.

Висновки

За останні десятиліття нейрокерування отримало значний розвиток. Як було позначено в одному з перших оглядів з тематики нейрокерування в якості перспективного напрямку досліджень, домінуюча доля уваги була приділена завданням розробки нейросистем для керування нелінійними динамічними об'єктами, отримана безліч прикладів успішно працюючих систем цього типу. В якості універсального ефективного методу нейрокерування був заяв-

лений розроблений відносно нещодавно метод адаптивної критики.

Показано, що рекурентні мережі типу NARX якнайкраще підходять для моделювання динамічних систем, що привело до їх поширення в якості ідентифікаторів об'єктів керування в непрямих і прогнозуючих методах нейрокерування. В той же час, усі існуючі на сьогодні алгоритми навчання рекурентних нейромереж є варіаціями розроблених на початку 90-х алгоритмів BPTT і RTRL, навчання яких проходить порівняно повільно і вимагає значних обчислювальних ресурсів.

В той же час, залишається ряд невирішених проблем у системах нейрокерування, що заважають їх широкому застосуванню в індустрії.

1. Все ще відсутня універсальна процедура аналізу стійкості нелінійних нейроконтролерів. Були запропоновані лише приватні рішення для окремих видів нейроконтролерів при відомій математичній моделі об'єкту управління.

2. Конструкція майже усіх схем нейрокерування виглядає занадто ускладненою із-за наявності декількох нейромереж і нетривіальної послідовності процедур їх навчання. Перспективним напрямом досліджень є отримання уніфікованого алгоритму навчання єдиної нейромережі, що управляє.

3. Для подальшого розвитку методів нейрокерування, актуальною проблемою залишається створення нових моделей динамічних нейронних мереж і способів з навчання, оскільки базовими блоками побудови багатьох методів нейрокерування є емпірично отримані моделі прямої або інверсної динаміки об'єкту керування.

References

1. Li Y. Neuro-controller design for nonlinear fighter aircraft maneuver using fully tuned RBF networks / Y. Li, N. Sundararajan, P. Saratchandran ; Automatica. – 2001. – Vol. 37, N 8. – P. 1293 – 1301.
2. Gundy-Burlet K. Augmentation of an Intelligent Flight Control System for a Simulated C-17 Aircraft / K. Gundy-Burlet, Krishnakumar, Limes G., Bryant D. ; J. of Aerospace Computing, Information, and Communication. – 2004. – Vol. 1, N 12. – P. 526 – 542.
3. Prokhorov D. Adaptive Critic Designs / D. Prokhorov and D. Wunsch ; IEEE Transactions on Neural Networks. – 1997. – Vol.8,N5.–P.997–1007.
4. Arkhanhelskyi V.Y. Neironnye sety v systemakh avtomatyzatsyy / V.Y. Arkhanhelskyi, Y.N.Bohaenko, H.H. Hrabovskyi, N.A. Riumshyn ; – K.: Tekhnika, 1999. – 234 s.
5. Kupin A.I. Intel'ektualna identyfikatsiia ta keruvannia v umovakh protsesiv zbahachuvalnoi tekhnologii. / A.I. Kupin – Kryvyi Rih: KTU, 2008.–204 s.
6. Terekhov V.A. Neirosetevye systemy upravleniya / Terekhov V.A., Efymov D.V., Tiukyn Y.Iu. – M.: Vyssh. Shkola 2002. – 183 s.
7. Dias F.M. Comparison between Different Control Strategies using Neural Networks / F.M. Dias, A.M. Mota ; 9th Mediterranean Conference on Control and Automation. – Dubrovnik, Croatia, 2001.
8. Venayagamoorthy G.K. Implementation of Adaptive Criticbased Neurocontrollers for Turbogenerators in a Multimachine Power System", IEEE Transactions on Neural Networks. / G.K.Venayagamoorthy, G.K. Harley, Wunsch – 2003. – Vol. 14, Issue 5. – P. 1047 – 1064.
9. D'Emilia G. Use of neural networks for quick and accurate autotuning of PID controller / G. D'Emilia, A. Marrab, E. Natalea ; Robotics and Computer-Integrated Manufacturing. – 2007. – Vol. 23. – P. 170 – 179.
10. Zmeu K.V. Bezmodelnoe prohozoryuushchee yvnrsnoe neiroupravlenye s reheneryuemym etalonnym perekhodnym protsessom / K.V. Zmeu, N.A. Markov, Y.A. Shypytko, B.S. Notkyn ; Intel'ektualnye systemy. – 2009. – 1 3. – S. 109 – 117.

УДК 005:316.334.3:321

ПІДДУБНА Л. П., к. е. н.
Київ, Україна

Poddubna L. P.
Kiev, Ukraine

МЕТОДИЧНІ ЗАСАДИ ПРИЙНЯТТЯ УПРАВЛІНСЬКОГО РІШЕННЯ ІЗ ЗАСТОСУВАННЯМ «КВАДРАТА ДЕКАРТА»

METHODOICAL BASES FOR MANAGERIAL DECISION MAKING USING DESCARTES SQUARE

Abstract. The problem of managerial decision-making arises in the current environment. Managers look for needed information, and they are limited with time, and with tasks that must be performed simultaneously. Particularly noteworthy is the issue of decision making for managers of enterprises and organizations. The purpose of the article is to analyze the methodological foundations of using Descartes Square as a technology for optimizing the process of managerial decision making. The author has elaborated the application of this technique on different age groups of people. The first group is students aged 18-20 years. The second group is persons who have experience in enterprises of different organizational and legal forms. This group includes persons from 30 to 45 years. The third group consists of persons with significant work experience, mainly in state-owned enterprises and in organizations engaged in the field of services. As a result of the research, the author concluded that the use of the Descartes Square method for analyzing problems and deciding on their solution is relevant for people of different ages. Each age group chooses to solve their problem, which is essential for it, and finds solutions to the problems facing the individual. This method is vital for solving problems in business, allowing to structure questions, to distinguish individual aspects, to determine the priority of solving problems that arise in a certain period of business operation. According to people in business, it allows increasing stress resistance in the uncertainty.

Keywords: acceptance of managerial decision, coordinate system, tools of economic analysis.