

---

---

# СИСТЕМИ ТЕХНІЧНОГО ЗОРУ І ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ З ОБРОБКОЮ ТА РОЗПІЗНАВАННЯМ ЗОБРАЖЕНЬ

---

---

УДК 681.3;004.93

В.П. КОЖЕМ'ЯКО, А.А. ЯРОВИЙ

## МЕТОДОЛОГІЧНІ ОСОБЛИВОСТІ ПОБУДОВИ МОДЕЛЕЙ СТАТИСТИЧНОГО АНАЛІЗУ ТА ПРОГНОЗУВАННЯ ЧАСОВИХ РЯДІВ НА БАЗІ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ У ЗАДАЧАХ ПРОФІЛЮВАННЯ ЛАЗЕРНИХ ПРОМЕНІВ

*Вінницький національний технічний університет*

*95, Хмельницьке шосе, Вінниця, 21021, Україна*

*Тел.: +380 (432) 580019, e-mail: axa@vinnitsa.com*

**Анотація.** В роботі розглянуто основні положення застосування нейронних мереж при аналізі часових рядів координат енергетичних центрів лазерних пучків як характеристик профілю лазерного променя, наведено методологічні особливості побудови багатовимірних моделей статистичного аналізу та подальшого прогнозування часових рядів, описано методики поетапного формування ARMA-моделі із врахуванням специфіки задач профілювання лазерних променів.

**Аннотация.** В работе рассмотрено основные положения применения нейронных сетей при анализе временных рядов координат энергетических центров лазерных пучков как характеристик профиля лазерного луча, приведены методологические особенности построения многомерных моделей статистического анализа и дальнейшего прогнозирования временных рядов, описано методики поэтапного формирования ARMA-модели с учетом специфики задач профилирования лазерных лучей.

**Abstract.** The basic description of neural networks application at the analysis of time series of energy centres coordinates of the extended laser paths images as profile characteristics of a laser beam are considered in the given work. The methodological peculiarities of construction of multidimensional models of the statistical analysis and further prediction of time series are given. The principles of stage-by-stage formation of ARMA-model taking into account the specificity of laser beams profiling tasks are described.

**Ключові слова:** системи профілювання лазерних променів, обробка зображень, нейронні мережі, статистичний аналіз та прогнозування, часові ряди, багатовимірні моделі.

### ВСТУП

Останнім часом, з розвитком геоінформаційних оптико-електронних технологій та їх все більшим впровадженням в прикладну сферу, відчутна необхідність більшого застосування оптоелектронних систем з автоматичним відслідковуванням світлових випромінювань, систем профілювання в реальному часі тощо. Відомо, що при використанні лазерів у наукових дослідженнях і у промисловій обробці, небажана структура профілю інтенсивності лазера призведе до низьких показників технічного процесу [1,2]. Важливими галузями для застосування лазерів є озброєння (бойова техніка), ранжування, зондування, віддалене розпізнавання, позначення цілі (мішені), адаптивна оптика, а також, медичне застосування. Однак, усі системи, що використовують оптичні (видимі) або інфрачервоні хвилі, повинні враховувати загальні ефекти поширення, пов'язані із середовищем, у якому вони поширюються, на додаток до ефектів, пов'язаних із оптичною хвилею безпосередньо. Середовище поширення в багатьох випадках – турбулентна атмосфера, для якої маленькі коливання показника заломлення вздовж лінії поширення викликають розмаїтість „шкідливих” ефектів на хвилю.

Зокрема, випадкові коливання в показнику заломлення атмосфери безпосередньо пов'язані з мікроскопічними температурними коливаннями, викликаними бурхливим рухом повітря завдяки вітрам і

конвекції. Хоча ці коливання показника заломлення середовища – лише кілька частинок в  $10^6$ , оптична хвиля, що поширюється, проходить через велику кількість неоднорідностей показника заломлення, тому їхній сукупний вплив на оптичну хвилю досить сильний. Наприклад, коливання показника заломлення викликають мерехтіння зірок і обмежують "спостережувачу" здатність астрономів розпізнавати маленькі об'єкти з точністю до декількох секунд дуги. Саме це атмосферне явище мотивує використання адаптивних методів оптики і розміщення великих телескопів у просторі (космосі), типу відомого телескопа Хаббл [3].

Таким чином, коли оптична хвиля розповсюджується через атмосферу Землі, це викликає спотворення, спричинені маленькими температурними варіаціями, які мають відношення до Сонця, що нагріває атмосферу, та до потужного руху повітря завдяки вітрам і конвекції. Відповідно, пакети програм, такі як LOWTRAN, FASCODE, MODTRAN, HITRAN, і PCLNWIN зазвичай використовуються як державними, так і приватними організаціями, щоб передбачити явища затухання як функцію довжини хвилі  $\lambda$ , що базується на розмаїтості умов – метеорологічного ряду, широти (тропічна, середня, арктична), висоти і т.д. [3]. Відповідно, просторовий розподіл інтенсивності лазерного пучка залежить від механічних, термічних і електромагнітних змінних, якими створено пучок [1,4].

Загалом, атмосферні ефекти на оптичній хвилі можуть бути широко класифіковані як лінійні або нелінійні. Лінійна теорія може взагалі використовуватися, коли вихідна потужність лазерного джерела низка. Але, нелінійні ефекти, типу теплового цвітіння можуть виникнути, коли вихідна потужність висока. Таким чином, поширення лазерного випромінювання в атмосфері супроводжується дуже великим набором явищ лінійної і нелінійної взаємодії. При цьому жодне з цих явищ не виявляється окремо. Тому надзвичайно актуальною є задача побудови ефективних інтелектуальних систем для задач профілювання лазерних променів, статистичної обробки та аналізу в реальному часі їх основних параметрів (що можуть бути представлені як часові ряди) при проходженні у зовнішньому середовищі, а також якісного прогнозування відповідних параметрів профілю лазерного променя [4,5].

## МЕТА ДОСЛІДЖЕННЯ

Метою даних досліджень є аналіз методик та засобів побудови моделей статистичного аналізу і подальшого прогнозування часових рядів, що базуються на нейромережевому підході, а також висвітлення методологічних особливостей для вирішення поставлених наукових проблем у задачах профілювання лазерних променів.

## ПОСТАНОВКА ПРОБЛЕМИ. СТАТИСТИЧНИЙ АНАЛІЗ ЧАСОВИХ РЯДІВ НА БАЗІ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ

Традиційні методи статистичного аналізу та прогнозування погано пристосовані до роботи із динамічними масивами інформації, оскільки уникнення нелінійності є дуже складним і трудомістким процесом, опис якого вимагає виявлення і аналізу численних принципів та закономірностей.

Тому для розв'язання поставлених у науковому дослідженні задач пропонується розглянути та застосувати багатовимірні моделі ARMA, які поєднують апарат квалітативних та квантитативних методів прогнозування [6]. Перевага такого підходу полягає у:

- можливості відслідковування передісторії формування значень динамічного масиву інформації (часових рядів), що піддається прогнозу;
- нелінійність та адаптивність створеного прогнозу, який максимально гнучко буде реагувати на найменші коливання динаміки зміни прогнозованого масиву;
- можливість передбачення нестандартних ситуацій прогнозу заздалегідь завдяки пороговим представленням формуючих масивів;
- підвищенні точності прогнозу.

Під часовим рядом розглядається впорядкована послідовність дійсних чисел  $x_t$ ,  $t=1,2,\dots,T$ , що є результатами спостережень деякої величини (наприклад координат енергетичних центрів лазерних пучків). Ці значення зазвичай отримують як результати вимірювань в деякій фізичній системі. Якщо нас цікавлять залежності між поточними і минулими значеннями, то нам потрібно розглядати вектор затримки

$(x_t, x_{t-1}, \dots)$

$x_{t-2}, \dots, x_{t-n}$ ) в  $n$ -вимірному просторі зсувених в часі значень, або „просторі затримки”. Мета аналізу часових рядів полягає в тому, щоб отримати з даного ряду „корисну” інформацію. Для цього необхідно побудувати математичну модель явища. Така модель повинна пояснювати сутність процесу, що породжує дані, зокрема – описувати характер даних (випадкові, періодичні, стаціонарні тощо). Після цього можна застосовувати різні методи фільтрації даних (згладжування, видалення помилки та ін.) з кінцевою метою – спрогнозувати майбутні значення.

Таким чином, підхід оснований на припущенні, що часовий ряд має деяку математичну структуру (яка, наприклад, може бути наслідком фізичної сутності явища). Ця структура існує в так званому фазовому просторі, координати якого – це незалежні змінні, що описують стан динамічної системи. Фазовий простір може містити, і як правило містить у собі зсунуті у часі назад значення досліджуваного часового ряду. Тому перше завдання, яке необхідно вирішити при моделюванні – це відповідним чином визначити фазовий простір. Для цього потрібно вибрати деякі характеристики системи як фазові змінні. Після цього вже можна ставити питання про прогноз або екстраполяцію. Як правило, у часових рядах, отриманих в результаті вимірювань, у різній пропорції присутні випадкові флуктуації і шум. Тому якість моделі багато в чому визначається її здатністю апроксимувати передбачувану структуру даних, відокремлюючи її від шуму [6].

При такій постановці проблеми, нейронні мережі (НМ) можна розглядати як узагальнення традиційних підходів до аналізу часових рядів. Нейронні мережі (НМ) дають додаткові можливості в моделюванні нелінійних явищ і розпізнаванні хаотичної поведінки. Завдяки своїй великій гнучкості (на одній топології можна реалізувати багато різних відображень), НМ можуть охоплювати найрізноманітніші структури у фазовому просторі [7,8].

Розглянемо традиційні підходи, виділяючи при цьому важливі для нашого дослідження обставини. Починаючи з піонерської роботи ученого Юла [6,9], центральне місце в статистичному аналізі часових рядів зайняли лінійні моделі ARMA. З часом вказані дослідження оформилися в закінчену теорію Бокса-Дженкінса [6,10]. У цьому підході модель задається двома компонентами, що характеризують авторегресію і ковзаюче середнє. Загальна формула для процесу з авторегресією і ковзаючим середнім порядку  $(p,q)$  має вигляд:

$$X_t = a_0 + \sum_{j=1}^p a_j x_{t-j} + \sum_{j=1}^q b_j \varepsilon_{t-j} + \varepsilon_t \quad (1)$$

де  $p$  – порядок авторегресії (позитивне ціле число),  $q$  – порядок ковзаючого середнього,  $\varepsilon_t$  – шум (некорельований часовий ряд, що підлягає гауссовому розподілу з нульовим середнім і дисперсією  $\sigma_\varepsilon^2$ ). Коефіцієнти  $a_j$  і  $b_j$  є параметрами моделі. Якщо  $q=0$ , то виходить авторегресійна модель AR( $p$ ), а якщо  $p=0$  – модель ковзаючого середнього MA( $q$ ).

Присутність в моделі ARMA авторегресійного члена виражає ту обставину, що поточні значення змінної залежать від її попередніх значень. Такі моделі називаються одновимірними. Часто, проте, значення досліджуваної цільової змінної пов'язані з кількома різними часовими рядами. Так буде, наприклад, якщо цільова змінна – відхилення координати енергетичного центру, а інші змінні, що беруть участь, флуктуації параметрів лазерних пучків, або розсіювання енергії лазерного пучка. Відповідні методи називаються багатовимірними. Загальний вигляд рівняння багатовимірної моделі такий:

$$x_t = a_0 + \sum_{k=1}^N \sum_{j=1}^{p(k)} a_j^{(k)} x_{t-t_j} + \varepsilon_t \quad (2)$$

де  $k$  – номер часового ряду (всього їх –  $N$ ). Математична структура лінійних моделей досить проста, і розрахунки по ним можуть бути без особливих труднощів виконані за допомогою стандартних пакетів чисельних методів. Наступним кроком в аналізі часових рядів стала розробка моделей, здатних враховувати нелінійності, присутні, як правило, в реальних технічних процесах і системах. Одна з перших таких моделей була запропонована вченим Тонгом [6,11] і називається пороговою авторегресійною моделлю (TAR). У ній, досягши визначених значень, відбувається перемикання з однієї лінійної AR-моделі на іншу. Тим самим в системі виділяється декілька режимів роботи. Через  $\theta_t$  позначимо номер режиму у момент  $t$  ( $\theta_t = 1, 2, \dots, r$ ). Тоді одновимірна AR-модель з відповідним номером:

$$\hat{x}_t = a_0^{(\theta_t)} + \sum_{j=1}^p a_j^{(\theta_t)} x_{t-j} \quad (3)$$

Потім були запропоновані STAR, або „гладкі” TAR-моделі як нелінійні моделі аналізу часових рядів [6,11]. По суті, така модель є лінійною комбінацією декількох моделей, взятих з коефіцієнтами, які є неперервними функціями часу. Прикладом може бути наступне рівняння моделі, в якому  $\theta$  – гладка функція, що приймає значення від 0 до 1:

$$x_t = \left( a_0 + \sum_{j=1}^p a_j x_{t-j} \right) [1 - \theta(x_{t-1})] + \left( b_0 + \sum_{j=1}^p b_j x_{t-j} \right) \theta(x_{t-1}) + \varepsilon_t \quad (4)$$

Необхідно відзначити, що описані вище моделі можуть бути реалізовані за допомогою нейронних мереж. Будь-яка залежність вигляду  $x_t = f(x_{t-1}, x_{t-2}, \dots, x_{t-p}) + \varepsilon_t$  з безперервною нелінійною функцією  $f$  може бути відтворена на багатошаровій НМ. Приклад наведено на рис. 1.

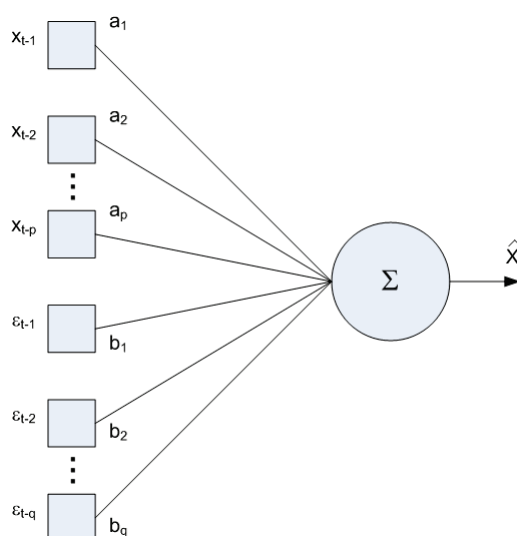


Рисунок 1 – Приклад реалізації ARMA-моделі (p,q) на відносно простій нейронній мережі [6]

Замість того, щоб відображати поверхню у вхідному (фазовому) просторі, що утворена даними за допомогою однієї гіперплощини (AR), декількох гіперплощин (TAR), або кількох гіперплощин, гладко сполучених одна з одною (STAR), нейронна мережа може здійснити довільне нелінійне відображення. Це не означає, що нейронні мережі можна представити як універсальну модель в аналізі часових рядів, але дозволяє звернути увагу на різноманіття структур, які у такий спосіб можна моделювати. Відомі дослідження показали, що нейронні мережі мають, в порівнянні з класичними моделями, вищі потенційні можливості при аналізі складної динамічної структури, але при цьому дають кращі результати і на таких відомих типах часових рядів, як стаціонарні, періодичні, трендові і деякі інші [6].

Нейронні мережі можна також застосовувати для одновимірного і багатовимірного аналізу, належним чином сформувавши множину незалежних входів і залежних від них виходів. Як правило, модель будується для того, щоб спрогнозувати значення часового ряду для однієї цільової змінної, проте, в принципі, модель може спрогнозувати значення і декількох змінних (наприклад, координати енергетичних центрів лазерних пучків на різний час вперед), якщо в мережу додати додаткові вихідні елементи. Проте, дослідження в галузі моделювання часових рядів за допомогою НМ продовжуються. У нейронній мережі численні фактори взаємодіють з великою складністю, і успішним є поки лише евристичний підхід.

#### БАГАТОВИМІРНІ МОДЕЛІ ПРОГНОЗУВАННЯ ЧАСОВИХ РЯДІВ У ЗАДАЧАХ ПРОФІЛЮВАННЯ ЛАЗЕРНИХ ПРОМЕНІВ

Типова послідовність дій при вирішенні задачі прогнозування координат енергетичних центрів лазерних пучків за допомогою нейронних мереж показана на рис. 2.

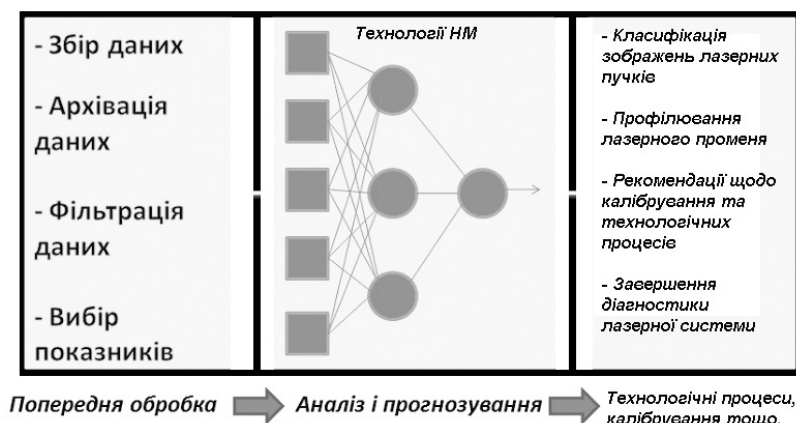


Рисунок 2 – Етапи вирішення задачі прогнозування часових рядів координат енергетичних центрів лазерних пучків на основі ARMA-моделі

Дії на першому етапі – етапі попередньої обробки даних, очевидно, сильно залежать від специфіки задачі прогнозування (в нашому випадку задачі профілювання лазерних променів). Потрібно правильно підібрати число і вид показників (в тому числі – структуру затримок), що характеризують процес розповсюдження лазерного променя в середовищі та з врахуванням особливостей структури лазерного випромінювання. Тобто, щоб отримати достовірний та точний прогноз для масивів динамічних змінних характеристик профілю лазерного променя потрібно спочатку провести попередній експертний аналіз часового ряду, що піддається прогнозуванню, потім оптимізувати вхідні дані, проаналізувавши їх відповідним чином, а тоді з використанням обраного методу навчання розробленої нейронної мережі здійснювати процес прогнозування. Важливим тут також є питання обрання топології нейронної мережі. Зокрема, якщо застосовуються нейронні мережі з прямим зв'язком, потрібно визначити число прихованих елементів. Далі, для знаходження параметрів моделі потрібно обрати критерій помилки та оптимізуючий (навчальний) алгоритм [12-14]. Загалом, нейронні мережі є зручним інструментом формалізації експертної інформації в задачах прогнозування числових рядів динамічних змінних. Модель прогнозування будується на основі історії динамічної зміни числового ряду, виявлення закономірностей та певних принципів на перший погляд динамічних змін, заміни складних нестандартних та нелінійних тенденцій зміни більш простішими, лінійними описовими функціями.

Потрібно зауважити що створена система (мається на увазі що усі масиви даних багатомірної моделі підібрані коректно і відповідають критеріям актуальності, відповідності і достовірності) не одразу будуватиме остаточні вихідні дані, тобто очікуваний прогноз. Система деякий період часу (обрану кількість ітерацій) буде робити так звані навчальні прогнози і звіряти їх із реальними даними динамічного прогнозованого ряду. Реальний же прогноз провадитиметься лише у тому випадку коли система максимально наблизить значення своїх навчальних прогнозів до реальних значень прогнозованого динамічного ряду. Після цього, використовуючи засоби діагностики, потрібно перевірити різні властивості моделі. Нарешті, потрібно коректно представити вихідну інформацію нейронної мережі і, за необхідності, подати її на вхід системи профілювання лазерного променя для вироблення подальших рекомендацій щодо технологічних процесів.

## ВИСНОВКИ

Таким чином, в даній роботі авторами приділяється підвищена увага стосовно дослідження та розробки методики експертного підходу до поліпшення отриманих в результаті прогнозування координат енергетичних центрів лазерних пучків даних. Для розв'язання цієї задачі авторами пропонується використовувати багатовимірні ARMA-моделі, які поєднують апарат квалітативних та квантитативних методів прогнозування та мають ряд переваг, відзначених вище у даній роботі. Зокрема, запропонована методика передбачає відслідковування передісторії динамічних масивів інформації, над якими здійснюється прогноз, та виявлення сильнокорельованих лінійних масивів інформації, на основі яких формуються значення прогнозованого масиву. Таких лінійних масивів, що є формуєчними по відношенню до прогнозованого ряду, може бути безліч. І саме експертні підходи передбачають оцінку експерта та виявлення серед множини масивів тих, які є більш вагомими для профілювання окремих характеристик лазерного променя на даному етапі прогнозування. Також в роботі подано загальну структурну організацію етапів вирішення задачі прогнозування часових рядів координат енергетичних

центрів лазерних пучків на основі ARMA-моделі, що містить в своїй основі нейронні мережі. В свою чергу стверджується, що такий підхід дозволить підвищити ефективність процесу прогнозування характеристик профілю лазерного променя, особливо при наявності складних нестандартних та нелінійних тенденцій зміни складових елементів динамічних рядів. Розглянуті в роботі положення дозволили виділити методологічні особливості та сформувавши рекомендації стосовно побудови моделей статистичного аналізу та прогнозування динамічних (часових) рядів на базі нейронних мереж у задачах профілювання лазерних променів

#### СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

1. Carlos B. Roundy Current Technology of Laser Beam Profile Measurements. – Spiricon. Inc., 2000.
2. Кожем'яко В.П., Тимченко Л.І., Яровий А.А. Методологічні підходи до паралельно-ієрархічної обробки плямових зображень лазерних пучків та їх прикладна реалізація // Оптико-електронні інформаційно-енергетичні технології. – 2006. – №1 (11). – С. 14-25.
3. L.C. Andrews, R.L. Phillips Laser beam propagation through random media. 2nd ed. – SPIE Press, Bellingham WA, USA, 2005. – 783 p.
4. А.А. Яровий Інтелектуальна система аналізу та обробки складових характеристик профілю лазерного променя для їх нейроподібного паралельно-ієрархічного розпізнавання та ідентифікації // Інформаційні технології та комп'ютерна інженерія. – 2007. – № 3(10). – С. 115-123.
5. Яровий А.А., Зарезенко Д.П., Янчик В.Ю. Інтелектуальні методи і засоби ідентифікації та прогнозування складових характеристик профілю лазерного променя. – Суми: Тези доповідей Першої міжнародної науково-технічної конференції "Інтелектуальні системи в промисловості і освіті - 2007", 2007 – с. 181-182.
6. Д.-Э. Бэстенс, В.-М. Ван Ден Берг, Д. Вуд Нейронные сети и финансовые рынки: принятие решений в торговых операциях. – М.: ТВП, 1997. – 236 с.
7. Паралельно-ієрархічне перетворення як системна модель оптико-електронних засобів штучного інтелекту. Монографія / В.П. Кожем'яко, Ю.Ф. Кутаєв, С.В. Свечніков, Л.І. Тимченко, А.А. Яровий – Вінниця: УНІВЕРСУМ-Вінниця, 2003. – 324 с.
8. Muller B., Reinhardt J. Neural Networks. An introduction. – Berlin: Springer-Verlag, 1991. – 266 p.
9. G.U. Yule On method of investigating periodicities in disturbed series, with special reference to Wolfer's sunspot numbers. – Phil. Trans. Royal Society, London, 1927.
10. G.E.P. Box, G.M. Jenkins Time series analysis: forecasting and control. – San Francisco, Holden-Day, 1970.
11. H.Tong Threshold models in non-linear time series analysis. – Springer, vol. 21, 1983.
12. Яровий А.А., Янчик В.Ю., Зарезенко Д.П. Нейромережеве прогнозування складових характеристик профілю лазерного променя на базі перцептронних структур. – Матеріали міжнародної науково-практичної конференції "Інтелектуальні системи прийняття рішень і прикладні аспекти інформаційних технологій (ISDMIT-2007)", м. Євпаторія, 14-18 травня 2007 р., Том 2 – Херсон, ПП Вишемирський В.С., 2007. – С. 246-249.
13. Yarovy A.A. Method of Extended-Precision Measurement and Prediction of Energy Center Coordinates of Extended Laser Paths Images. – Optics and High Technology Material Science "SPO-2006". Збірник наукових праць VII міжнародної наукової конференції молодих вчених, 26-29 жовтня 2006 р. – Київ, ВПЦ "Київський університет", 2006. – С. 139.
14. V.P. Kozhemyako, L.I. Timchenko, A.A. Yarovy Software Support of Accurately Measurement and Prediction of Laser Beam Profile Characteristics. Proceedings of the X International Conference „Światłowody i ich zastosowania”, 4-7 October 2006, Krasnobród, Poland, Tom 2 – Lublin, Wydawnictwo-Drukarnia Liber Duo s.c., 2006 – p. 675-684.

Надійшла до редакції 07.09.2008 р.

**КОЖЕМ'ЯКО В.П.** – академік АІНУ, д.т.н., професор, завідуючий кафедрою лазерної і оптоелектронної техніки, Вінницький національний технічний університет, Вінниця, Україна.

**ЯРОВИЙ А.А.** – к.т.н., доцент кафедри інтелектуальних систем, науковий співробітник кафедри лазерної і оптоелектронної техніки, Вінницький національний технічний університет, Вінниця, Україна.