

ДІАГНОСТИКА ЕЛЕКТРОДВИГУНІВ СТІЛКОВИХ ПЕРЕВОДІВ НА ОСНОВІ НЕЙРОННО-МЕРЕЖНОГО МОДЕЛЮВАННЯ ДАНИХ СПЕКТРАЛЬНОГО РОЗКЛАДАННЯ СТРУМІВ

Запропоновано метод автоматизованої діагностики електродвигунів, що використовує нейронну мережу, яка виявляє несправності електродвигуна на основі аналізу частотного спектру струму, що протікає через двигун.

Предложен метод автоматизированной диагностики электродвигателей, использующий нейронную сеть, выявляющую неисправности электродвигателя на основе анализа частотного спектра протекающего через двигатель тока.

The method of automated diagnostics of electric motors is offered. It uses a neural network revealing the electric motor faults on the basis of analysis of frequency spectrum of current flowing through the motor.

Переваги методу автоматизованої діагностики електродвигунів

Існуючі методи діагностики електродвигунів (методи омметра, мегомметра, трансформатора, імпульсний) проводять аналіз вимкненого двигуна, тому не визначають багатьох несправностей, що виявляються тільки при режимі робочого навантаження двигуна. Робочий струм двигуна також може досліджуватися методом осцилографа-самописця, проте цей метод має низьку роздільну здатність і вимагає висококваліфікованого інженера для розшифрування. Багаторічна практика показує, що існуючі методи не виявляють багатьох несправностей електродвигунів.

У роботі запропоновано метод автоматизованої діагностики електродвигунів. Основою методу служить розкладання робочого струму електродвигуна на гармоніки перетворення Фур'є. Для кожної гармоніки обчислюється її інтенсивність. Множина інтенсивностей гармонік використовується, щоб навчити штучну нейронну мережу виявляти несправності в електродвигуні.

Під несправністю електродвигуна розуміти- мемо порушення нормальної роботи однієї з його деталей. Прикладами несправностей електродвигуна є: обрив секції якоря, коротке замикання обмотки, коротке замикання пластин колектора, круговий вогонь по колектору і т.д. Ротор двигуна може продовжувати обертатися за наявності в ньому несправності. Чим довше електродвигун працює з несправністю, тим більше нових несправностей у ньому виникає.

Чим більша кількість несправностей у двигуні, тим дорожче обійдеться його ремонт. Робота двигуна з несправностями може привести до припинення обертання ротора, тобто до відмови.

Електродвигун, що відмовив, потребує заміни або капітального ремонту. Вартість капітального ремонту порівнянна з вартістю нового двигуна. Вартість поточного або середнього ремонту в 4...6 разів дешевша за вартість нового електродвигуна. Метою запропонованого методу діагностики є раннє виявлення несправностей електродвигуна, що дозволяє відновлювати двигун із меншими витратами, а також підвищити надійність приводів, що використовують електродвигуни.

Працездатність запропонованого методу діагностики була підтверджена при виявленні несправностей в електродвигунах постійного струму залізничних стрілочних приводів моделей ДП 0.18, ДП 0.25, МСП 0.15 і МСП 0.25. Розроблена система автоматизованої діагностики дозволяє щорічно виявляти несправності у 12 % двигунів стрілочних приводів, що експлуатуються. За експертними оцінками, виявлення несправностей відбувається в середньому за 6 місяців до відмови електродвигуна.

Запропонований метод діагностики визначає несправності двигуна в режимі його робочого навантаження. Діагностика електродвигуна може проводитися на стенді під час планового огляду. При аналізі робочого струму живлячих кабелів можливий моніторинг технічного стану електродвигуна без його витягання з привода.

Отримання частотного спектру струму електродвигуна

Основою автоматизованої діагностики є аналіз частотного спектру струму електродвигуна. Виникнення кожної несправності приво-

дить до появи в спектрі струму двигуна нових гармонік певної частоти й інтенсивності. Приклади спектрів струмів електродвигунів постійного струму залізничних стрілочних переводів моделі МСП 0.25 із різними несправностями представлені на рис. 1.

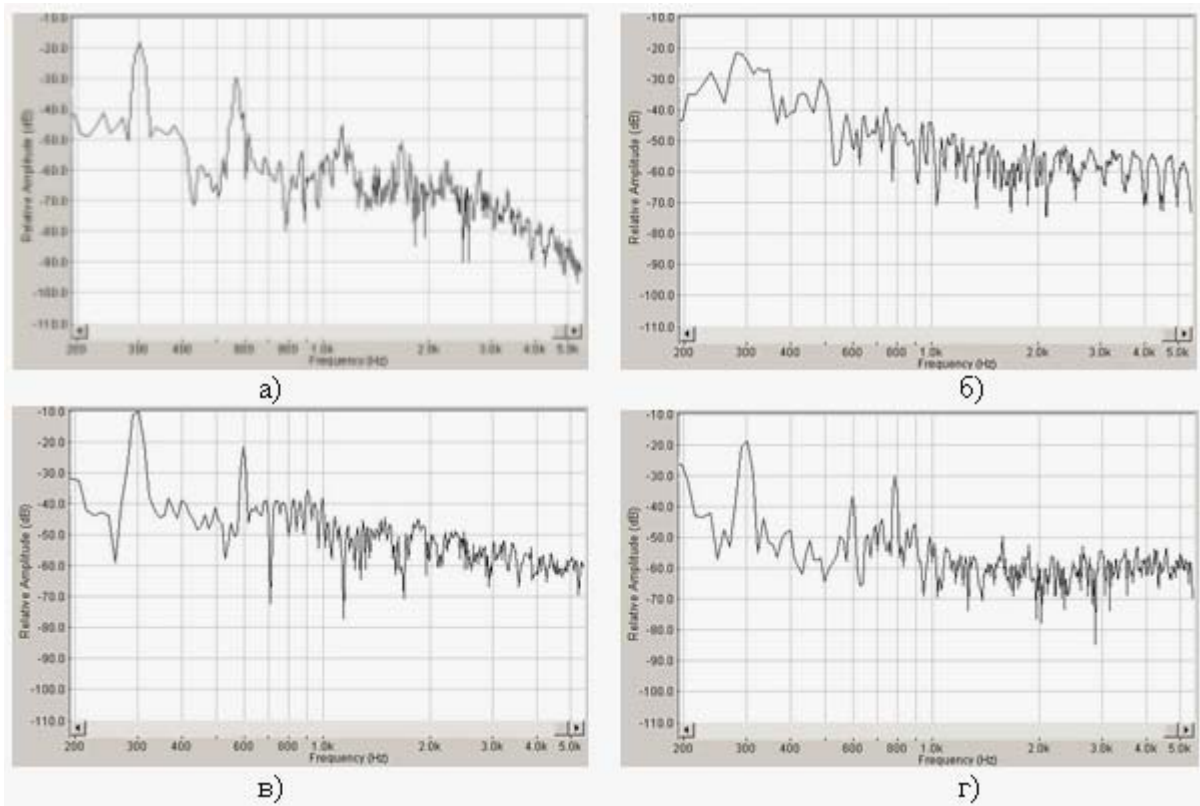


Рис. 1. Спектри струмів двигуна моделі МСП 0.25 для наступних типів несправностей:
а) коротке замикання пластин колектора, б) коротке замикання секції якоря,
в) круговий вогонь по колектору, г) обрив секції якоря

Для отримання спектру робочий струм двигуна був дискретизований. Розрядність вибірки складала 16 біт. Була вибрана частота дискретизації $f_d = 11025$ Гц. Для подальшої обробки отримана послідовність дискретних значень записувалася в *wav* файли, що відповідають стандарту файлів *uncompressed Microsoft PCM audio*. За теоремою Найквіста-Котельникова, максимальна частота спектру f_{\max} після дискретизації аналогового сигналу склала

$$f_{\max} = 0,5 \cdot f_d = 5512,5 \text{ Гц}, \quad (1)$$

що достатньо для відображення фізичних процесів у двигуні.

Частотний спектр струму двигуна був отриманий за допомогою швидкого перетворення Фур'є (FFT) [1]. Розмір блоку FFT F_s був вибраний рівним $F_s = 512$. Отже, струм двигуна був представлений

$$N_h = 0,5 \cdot F_s = 256 \quad (2)$$

гармоніками перетворення Фур'є. Зміна частот гармонік спектру Δf при цьому склала

$$\Delta f = \frac{f_{\max}}{N_h} \approx 21,5 \text{ Гц}. \quad (3)$$

В результаті обробки отримували множину гармонік $\{f_i\}$ перетворення Фур'є струму двигуна. Кожна гармоніка в цій множині має частоту

$$f_i = \Delta f \cdot i \text{ Гц}, \quad i = \overline{1, N_h} \quad (4)$$

і представлена парою коефіцієнтів $(\text{Re}_i, \text{Im}_i)$ $i = \overline{1, N_h}$.

Для кожної гармоніки перетворення Фур'є обчислювалася інтенсивність частоти I_i

$$I_i = \sqrt{\text{Re}_i^2 + \text{Im}_i^2}, \quad i = \overline{1, N_h}. \quad (5)$$

Задача діагностики несправностей електродвигунів засобами нейронних мереж

Аналіз частот і інтенсивностей гармонік у спектрі струму електродвигуна дозволяє виявляти в ньому несправності. Знаючи технічні характеристики двигуна і режим його роботи, можливе створення математичної моделі фізичних процесів у двигуні. При цьому можливо аналітично набути значень частот й інтенсивностей гармонік, властивих несправностям двигуна. Створення аналітичних моделей несправностей має ряд недоліків. Кожна нова несправність у двигуні вимагає створення нової моделі. Значення частоти та інтенсивності гармонік, властивих для несправності, досить зашумлені, їх значення змінюються в часі при «старінні» несправності. Складання подібних моделей можливе не для всіх типів несправностей електродвигунів.

Запропонований підхід до виявлення несправностей в електродвигунах заснований на використанні апарату штучних нейронних мереж (ШНМ) [2] і має наступні переваги. Для діагностики нової несправності немає необхідності у створенні нової математичної моделі фізичних процесів в двигуні. Нейронні мережі здатні «навчатися» на прикладах. Для виявлення будь-якої нової несправності мережею досить мати в своєму розпорядженні еталонний двигун, в якому є дана несправність. Частотний спектр еталонного двигуна використовується, щоб автоматизовано зробити настройку мережі на визначення нової несправності. Штучні нейронні мережі добре працюють при вирішенні завдань великої розмірності, до яких відноситься задача аналізу множини гармонік спектру струму електродвигуна. ШНМ нелінійні за своєю природою і при виявленні несправностей здатні моделювати безперервну функцію будь-якого ступеня складності. Нейронні мережі стійкі до шумів, присутніх у навчальних даних про частоту й інтенсивність гармонік несправностей.

Виявлення несправностей в електродвигунах у теорії штучних нейронних мереж можна віднести до задач класифікації. В задачах класифікації необхідно визначити, до якого з декількох заданих класів належить вхідний набір даних.

Задача класифікації може бути вирішена нейронними мережами наступних архітектур: багатощаровий перцептрон (MLP), радіальна базисна функція (RBF), мережа Кохонена (SOFM). При виявленні несправностей в електродвигунах засобами нейронних мереж викори-

стовувався один і той же формат вхідних і вихідних даних для мереж різної архітектури.

Для навчання нейронних мереж була створена база даних спектральних характеристик еталонних двигунів. Для еталонних двигунів експерт визначав перелік присутніх в них несправностей. Спектральні характеристики еталонних електродвигунів визначалися за допомогою швидкого перетворення Фур'є струму двигуна згідно (5). На вхід нейронної мережі подавався вектор, що містить величини інтенсивностей гармонік. Число нейронів у вхідному шарі мережі дорівнювало кількості елементів вектора інтенсивностей N_h (2).

На виході нейронної мережі отримували оцінку технічного стану електродвигуна. У роботі представлені результати діагностики електродвигунів постійного струму залізничних стрілочних приводів моделі МСП 0.25. При виявленні несправностей у двигуні визначалася його приналежність до наступних класів технічного стану: справний, коротке замикання обмотки, коротке замикання пластин колектора, круговий вогонь по колектору, обрив секції якоря. Для представлення технічного стану двигуна на виході нейронної мережі використовувалося кодування 1-із- N . При кодуванні 1-із- N кожен клас технічного стану двигуна був представлений вектором числових значень. Число елементів вектора дорівнювало кількості класів несправностей. Кожен клас несправності кодувався таким чином: справний – [1, 0, 0, 0, 0], коротке замикання обмотки – [0, 1, 0, 0, 0], коротке замикання пластин колектора – [0, 0, 1, 0, 0], круговий вогонь по колектору – [0, 0, 0, 1, 0], обрив секції якоря – [0, 0, 0, 0, 1]. Кількість нейронів у вихідному шарі мережі дорівнювала числу елементів вектора класу несправності.

У нейронах вихідного шару мережі використовувалася логістична функція активації, що визначило діапазон можливих значень вихідних елементів, рівний (0; 1). Для визначення класу технічного стану двигуна за значеннями вихідних елементів мережі використовувалися порогові ухвалення і відкидання. Був застосований наступний алгоритм визначення класу: клас вибирався тільки в тому випадку, якщо значення елемента з максимальним рівнем вихідного сигналу більше або рівне порогу ухвалення, а решта всіх вихідних елементів – нижчі за поріг відкидання. Інакше клас вважався невизначеним. При використанні порогу ухвалення, рівного 0.0, і порогу відкидання, рівного 1.0, алгоритм визначення класу технічного стану електродвигуна зводився до вибору елемента, що має максимальний рівень вихідного сигналу.

Діагностика несправностей електродвигунів на основі нейронної мережі «Багатошаровий перцептрон»

Вибір конфігурації багатошарового перцептрону проводився засобами стандартного статистичного підходу перехресної перевірки (cross-validation) [3]. В рамках підходу дані випадковим чином розбивалися на навчальну (training set) і тестову множини (test set). Навчальна множина, у свою чергу, розбивалася на дві підмножини: оцінювання (estimation subset), використовувана для безпосереднього навчання мережі, і перевірки (validation subset), призначена для запобігання перенавчанню мережі. Навчання MLP проводилося за методом ранньої зупинки [4].

Для визначення технічного стану електродвигуна найкращі результати показали багатошарові перцептрони, архітектура яких предста-

влена в табл. 1. У стовпці «Мережа» представлена структура MLP, вказана кількість нейронів у вхідному, прихованому і вихідному шарах. Наступні три стовпці показують відсоток правильно класифікованих зразків на підмножинах оцінювання, перевірки і тестовій множині. Була використана функція помилки «сума квадратів» (SOS).

При навчанні перцептронів був застосований алгоритм BFGS (Broyden-Fletcher-Goldfarb-Shanno). Цей алгоритм навчає мережу за меншу кількість ітерацій порівняно з алгоритмом зворотного розповсюдження, але BFGS вимагає більше обчислювальних ресурсів та оперативної пам'яті. У табл. 1 вказана кількість епох, витрачена на навчання кожної мережі, а також функції активації нейронів прихованого і вихідного шарів.

Таблиця 1

Архітектура і ефективність багатошарових перцептронів

№	Мережа	Оцінювання, %	Тест, %	Перевірка, %	Алгоритм навчання, N epoch	Функція помилки	Активация прихованого шару	Активация вихідного шару
1	MLP 256-64-5	92,23	93,10	96,55	BFGS 17	SOS	Logistic	Logistic
2	MLP 256-74-5	94,66	93,10	94,83	BFGS 7	SOS	Tanh	Logistic
3	MLP 256-69-5	94,66	93,10	96,55	BFGS 21	SOS	Exponential	Logistic

Таблиця 2

Матриця неточностей на навчальній множині мережі MLP 256-64-5

	Справний	Кз_обмотки	Кз_пл_кол	Круг_вогонь_кол	Обр_сек_якоря
Справний	54	0	8	0	0
Кз_обмотки	0	92	0	0	0
Кз_пл_кол	0	1	39	6	1
Круг_вогонь_кол	0	0	0	0	0
Обр_сек_якоря	0	0	0	2	61
Total	54	93	47	8	62
Correct	54	92	39	0	61
Incorrect	0	1	8	8	1
Correct (%)	100	99	83	0	98
Incorrect (%)	0	1	17	100	2

Якість діагностики електродвигунів мережами MLP визначалася за допомогою матриці неточностей. Для мережі MLP 256-64-5 (табл. 1) матриця неточностей на навчальній множині представлена в табл. 2, а матриця неточностей на тестовій множині – в табл. 3.

Одним із недоліків використання багатошарових перцептронів при визначенні технічного стану електродвигунів є нездатність MLP з великою кількістю зв'язків якісно навчатися при малій кількості вхідних зразків [2]. Кількість еталонних електродвигунів, використовуваних для навчання нейронної мережі, мала і складає одиниці штук. За евристичним правилом, кількість зразків, необхідна для навчання MLP, повинна бути мінімум у 10 разів більшою за число зв'язків у мережі – складати сотні або тисячі зразків.

Діагностика несправностей засобами мережі «Радіальна базисна функція»

При рішенні задачі визначення технічного стану електродвигунів RBF-мережа навчається на порядок швидше, ніж MLP. Кількість елементів у прихованому шарі мережі RBF значно перевищує кількість елементів у прихованому шарі MLP-мережі, що приводить до повільні-

Матриця неточностей на тестовій множині мережі MLP 256-64-5

	Справний	Кз_обмотки	Кз_пл_кол	Круг_вогось_кол	Обр_сек_якоря
Справний	2	0	0	0	0
Кз_обмотки	0	11	0	0	0
Кз_пл_кол	0	0	4	1	0
Круг_вогось_кол	0	0	0	0	0
Обр_сек_якоря	0	0	0	1	10
Total	2	11	4	2	10
Correct	2	11	4	0	10
Incorrect	0	0	0	2	0
Correct (%)	100	100	100	0	100
Incorrect (%)	0	0	0	100	0

шої роботи мережі та вимагає більше оперативної пам'яті. Головний недолік мережі RBF – її нездатність виявляти несправності в електродвигунах для даного набору вхідних даних. Експерименти показали, що навіть за значної кількості елементів у прихованому шарі RBF-мережі, число правильно класифікованих зразків було у край мале і склало приблизно 30 % (табл. 4).

Діагностика несправностей засобами мережі Кохонена

Мережа Кохонена може бути використана для розпізнавання кластерів у спектральних характеристиках електродвигунів. Виявлення кластерів дозволяє призначити їм класи технічного стану електродвигунів і використовувати SOFM-мережу для класифікації несправностей. Аналіз взаємного розташування кластерів на топологічній карті дозволяє виявляти схожість або відмінності між різними класами несправностей. Використання мережі Кохонена робить можливим виявлення нових несправностей, при цьому вхідні зразки будуть розміщені на топологічній карті поза відомими кластерами.

Таблиця 4

Архітектура і ефективність мереж RBF

№	Мережа	Оцінювання, %	Тест, %	Перевірка, %	Алгоритм навчання, N epoch	Функція помилки	Активація прихованого шару	Активація вихідного шару
1	RBF 256-206-5	34,47	31,03	41,38	RBFT	SOS	Gaussian	Identity
2	RBF 256-206-5	34,47	31,03	41,38	RBFT	Entropy	Gaussian	Softmax
3	RBF 256-204-5	34,47	31,03	41,38	RBFT	SOS	Gaussian	Identity

Вхідний шар мережі Кохонена складався з 256 елементів, на кожен з яких подавалася величина інтенсивності гармоніки перетворення Фур'є струму електродвигуна (5). Вихідний шар мережі був топологічною картою. В результаті багатьох експериментів найкращу здібність до кластеризації показала топологічна карта розмірністю 3 на 5 елементів. Мережа SOFM відображає простір входів розмірністю 256 у двовимірний простір топологічної карти. Радіус околиці для нейрона, що виграв, під час навчання мережі зменшувався лінійно від 3 до 0. Топологічна карта для кластеризації спектральних характеристик електродвигунів представлена на рис. 2.

На топологічній карті показані приблизні межі кластерів технічного стану двигуна. Знаками «+» помічено положення вхідних зразків на карті, їх близькість до центрів нейронів та один до одного. Кластери позначені таким чином: справний – 1, коротке замикання обмотки – 2, коротке замикання пластин колектора – 3, обрив секції якоря – 4, круговий вогонь по колектору – 5. Вхідні зразки, відповідні справному двигуну, добре локалізовані, повністю відповідають одному нейрону топологічної карти. Кластери інших типів несправностей мають невеликі перекриття. Докладні дані про кластеризацію спектральних характеристик електродвигуна на топологічній карті представлені в табл. 5. Рядки таблиці відповідають класам технічного стану електродвигуна. Стовпці таблиці відповідають індексу нейрона на топологічній карті. Індекс верхнього лівого нейрона рівний 1. Далі нейрони індексуються в порядку зростання зліва направо і зверху вниз на топологічній карті. Елементи таблиці містять число, яке показує, скільки зразків заданого класу технічного стану електродвигуна відповідає нейрону топологічної карти з певним індексом.

тки – 2, коротке замикання пластин колектора – 3, обрив секції якоря – 4, круговий вогонь по колектору – 5. Вхідні зразки, відповідні справному двигуну, добре локалізовані, повністю відповідають одному нейрону топологічної карти. Кластери інших типів несправностей мають невеликі перекриття. Докладні дані про кластеризацію спектральних характеристик електродвигуна на топологічній карті представлені в табл. 5. Рядки таблиці відповідають класам технічного стану електродвигуна. Стовпці таблиці відповідають індексу нейрона на топологічній карті. Індекс верхнього лівого нейрона рівний 1. Далі нейрони індексуються в порядку зростання зліва направо і зверху вниз на топологічній карті. Елементи таблиці містять число, яке показує, скільки зразків заданого класу технічного стану електродвигуна відповідає нейрону топологічної карти з певним індексом.

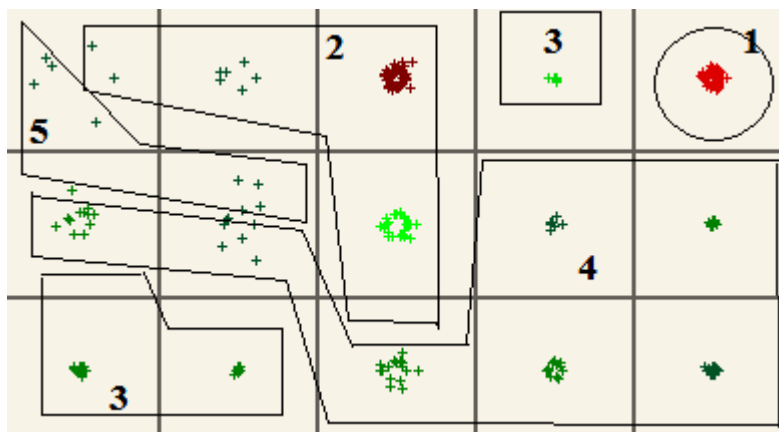


Рис. 2. Топологічна карта для кластеризації спектральних характеристик електродвигунів

Таблиця 5

Результати кластеризації спектральних характеристик електродвигуна для мережі SOFM 256-15

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
Справний					56										
Кз_обмот	2	6	67					25					4		
Кз_пл_кол				20		4					13	14			
Обр_сек_якор						8	6		7	14			12	14	11
Круг_огонь	4					1	5								

Висновки

Запропонований у роботі метод автоматизованої діагностики електродвигунів має багато переваг порівняно з вже існуючими методами. До переваг можуть бути віднесені виявлення більшої кількості несправностей, діагностика в режимі робочого навантаження, моніторинг технічного стану двигуна, автоматизоване налаштування системи на розпізнавання нових видів несправностей і нових типів двигунів. Численні експерименти із штучними нейронними мережами показали перспективність їх використання для вирішення задачі визначення технічного стану електродвигунів на основі аналізу даних спектрального розкладання. Використання мереж Кохонена є перспективним для аналізу експертом схожості різних видів відомих і виявлення нових несправностей. Найбільшу ефективність при виявленні несправностей показали багатошарові перцептрони.

БІБЛІОГРАФІЧНИЙ СПИСОК

1. Нуссбаумер, Г. Быстрое преобразование Фурье и алгоритмы вычисления сверток [Текст] : [пер. с англ.] / Г. Нуссбаумер. – М.: Радио и связь, 1985.
2. Хайкин, С. Нейронные сети: полный курс [Текст] : [пер. с англ.]. – 2-е изд. / С. Хайкин. – М.: Изд. дом «Вильямс», 2006.
3. Stone, M. Cross-validation choice and assessment of statistical predictions [Text] / M. Stone // J. Roy. Statistical Soc. – 1974. – Vol. B36. – P. 111-133.
4. Statistical theory of overtraining – Is cross-validation asymptotically effective? [Text] / S. Amari *et al.* // Advances in Neural Information Processing Systems. – 1996a. – Vol. 8. – Cambridge, MA: MIT Press. – P. 176-182.

Надійшла до редколегії 15.07.2009.
Прийнята до друку 28.07.2009.