

7. Про затвердження "Правил рубок головного користування в гірських умовах Карпат." / Постанова Кабінету Міністрів України від 22.10.2008 р., № 929-И. // Урядовий кур'єр. – 12 листопада 2008 року.

8. Собко Н.М. Оцінка роботи системи машин на лісозаготівлях в гірських умовах на основі комплексних показників / Н.М. Собко // Науковий вісник НЛТУ України : зб. наук.-техн. праць. – Львів : РВВ НЛТУ України. – 2011. – Вип. 21.8. – 136/145.

9. Коржов В. Аналіз роботи підвісних канатних систем в Українських Карпатах та шляхи підвищення їх ефективності / В. Коржов, Н. Собко // Теорія та практика раціонального проектування, виготовлення і експлуатації машинобудівельних конструкцій : тези доповідей. – Львів : НУ "Львівська політехніка", 2012. – С. 120.

10. Синякевич І.М. Лісова політика: теорія і практика в контексті економічних, екологічних та соціальних проблем лісокористування / І.М. Синякевич. – Львів : Вид-во "Піраміда". – 2008. – 612 с.

11. Кіндрацький Б.І. Раціональне проектування машинобудівельних конструкцій / Б.І. Кіндрацький, Г.Т. Сулим. – Львів : Вид-во "Кінпатрі ЛТД". – 2003. – 280 с.

12. Сабан О.Я. Про техніку і технологію групово – вибіркових рубок / О.Я. Сабан // Використання лісових багатств. – Ужгород : Вид-во "Карпати". – 1966. – С. 245/252.

13. Адамовський М.Г. Підвісні канатні лісотransпортні системи / М.Г. Адамовський, М.П. Мартинців, Й.С. Бадера. – Львів : Вид-во ІЗМН, 1997. – 156 с.

### ***Korzhov V.L., Sobko N.M. Ecological-economic criteria for selecting alternatives timber transport cable installations***

Предложены схемы классификаций рубок и технологические схемы освоения лесосек на базе подвесных канатных установок, которые являются основой для выбора типа канатной установки. Определено, что оценку эффективности работы канатных установок целесообразно производить по комплексным и эколого-экономическим показателям. Приведены зависимости для определения комплексного критерия конкурентоспособности. Предложен алгоритм для выбора альтернативного варианта канатной установки с использованием прикладной программы TURBO-BASIC.

**Ключевые слова:** канатные лесотransпортные установки; альтернативные варианты, экономические и экологические показатели, комплексный критерий конкурентоспособности, алгоритм выбора.

### ***Korzhov V.L., Sobko N.M. Ecological-Economic criteria for selecting alternatives timber transport cable installations***

A classification scheme and cutting technology development schemes felled by a suspended cable installations which is the basis for selecting the type of cable installation. Set - Leno, who assess the effectiveness of cable installations should be performed by complex economic and environmental – tech indicators. Dependences for determination integrated test competitiveness. proposed algorithm for selecting an alternative cable installation using the application TURBO-BASIC.

**Keywords:** timber transport cable installation, alternative variants, economic and environmental performance, integrated competitiveness selection algorithm.

УДК 518.9+681.51.011

Соискатель М.Б. Муниб –

Таврический национальный университет им. В.И. Вернадского

## **ИСПОЛЬЗОВАНИЕ ГЕНЕТИЧЕСКИХ АЛГОРИТМОВ ДЛЯ ОБУЧЕНИЯ СЕТЕЙ ОБРАТНОГО РАСПРОСТРАНЕНИЯ ОШИБКИ**

Обучение сетей обратного распространения ошибки происходит с использованием генетических алгоритмов. Представлена нейронная сеть обратного распространения ошибки. Приведен метод применения генетического алгоритма для обучения нейронной сети, предложена блок-схема работы алгоритма, описан процесс обучения, получен положительный результат минимизации ошибки.

**Ключевые слова:** генетический алгоритм, нейронные сети, процесс обучения сети, обратное распространение ошибки, слой нейронов, выходной вектор, входной вектор.

**1. Введение.** Применение нейронных сетей для решения различных задач стало актуальным в последние несколько лет. Это, в первую очередь, задачи классификации образов, кластеризации/категоризации, аппроксимации функций, предвидения/прогнозирования, формирование памяти с содержательно зависимой адресацией, управления и оптимизации. Так, решая ту или иную задачу нейросети, прежде всего, конструируют и, в обязательном порядке, данную сеть обучают. Обучают приему правильного, точнее адекватного, приема решения. Однако за много лет применения нейронных сетей, актуальность их работы заключается в выборе топологии нейросети, алгоритма обучения, активационных функций нейронов и ряда числовых параметров для каждой практической задачи. Обучение сети может осуществляться при помощи различных алгоритмов. Выбор необходимого подхода основывается на критериях скорости и качества обучения.

Генетические алгоритмы обучения являются достаточно мощным средством и могут с успехом применяться для широкого класса прикладных задач, включая те, которые трудно, а иногда и вовсе невозможно, решить другими методами. Хотя такие алгоритмы, как и другие методы эволюционных вычислений, не гарантируют выявление глобального решения за определенно короткое время. Генетические алгоритмы не гарантируют и того, что глобальное решение будет найдено, однако они хороши для поиска адекватного решения задачи за довольно короткие сроки. Одним из преимуществ таких алгоритмов является то, что они могут применяться даже на сложных задачах, там, где не существует никаких других, эффективных методов решения. Все же, на сегодняшний день, вопрос исследования генетических алгоритмов для обучения сетей обратного распространения ошибки остается открытым, что и послужило выбором темы исследования.

Остановившись на изучении сетей обратного распространения ошибки, на первый план выходит проблема обучения данных сетей для решения той или иной задачи, поставленной перед пользователем. Научная литература раскрывает массу трудов известных ученых, которые исследуют и применяют различные алгоритмы и методы для обучения нейросетей, говоря о достоинствах и недостатках каждого из них. Однако, механизм правильного и точного обучения сетей обратного распространения ошибки не найден. Мало того, из всех предложенных методов, большинство из них малоэффективны и требуют достаточно длительного времени на обучение. Основываясь на этом, возникает вопрос об исследовании генетического алгоритма как основного метода для обучения сетей обратного распространения ошибки.

В научных трудах по теме исследования освещены различные аспекты проблематики применения генетического алгоритма для обучения сетей. В то же время, заметим, что исследованием проблем обучения нейронных сетей на протяжении многих лет занимались такие отечественные и зарубежные ученые, как: Р. Каллан [1], Ф. Уоссермен [2], С. Осовский [3], R. Lopez [4], О.И. Федяев, Ю.И. Соломка [5], С. Короткий [6], И.В. Заенцев [7] и другие. Хотя с момента появления известных трудов И.В. Заенцева нейронных сетей прошли десятки лет, методики составления и обучения нейронных сетей продолжают развиваться достаточно бурно. Хотя в Украине практически отсут-

ствують исследования, которые могли бы успешно быть реализованы на практике обучения сетей. Требуют дальнейшего усовершенствования и развития методы обучения сетей обратного распространения ошибки.

Отметим, что начало изучению и усовершенствованию нейронных сетей было положено Мак-Каллоком и Питтсом, которые первыми ввели понятие "порогового логического нейрона" и описали логическую модель нейросетей [8]. Вопросом обучения нейронных сетей долгое время занимался российский ученый А.Н. Горбань [9], чему и посвятил свою работу "Обучение нейронных сетей" вышедшую в 1990 году. Этот сборник стал толчком к последующим открытиям.

**2. Цель работы.** Обучение сетей обратного распространения ошибки с использованием генетических алгоритмов. Исследование нейронной сети обратного распространения ошибки. Предложение метода применения генетического алгоритма для обучения нейронной сети, составление блок-схемы работы алгоритма, описание процесса обучения, получение положительного результата минимизации ошибки.

**3. Обсуждение результатов.** Нейронная сеть обратного распространения включает в себя несколько слоев нейронов, при этом каждый нейрон  $i$ -го слоя связан с каждым нейроном  $i+1$  слоя.

Рассматривая общий случай обучения нейронных сетей, следует отметить, что этот процесс сводится к нахождению функциональной зависимости  $y = f(x)$ , где  $x$  – входной, а  $y$  – выходной векторы. Однако такая задача будет иметь бесконечно огромное множество решений.

Рассмотрим возможность использования генетического алгоритма для обучения сетей обратного распространения ошибки. В общем случае, генетические алгоритмы используются для оптимизаций во многих технических проблемах, хотя одним из самых популярных применений является использование генетических алгоритмов для оптимизации многопараметрических функций. Задача обучения нейросети это, в общем случае, задача оптимизации. Использование для обучения сетей обратного распространения ошибки генетических алгоритмов или комбинированных методов с генетическими алгоритмами позволяют выполнить обучение быстрее, однако не гарантируют оптимальных результатов.

Анализируя исследования использования генетических алгоритмов для обучения нейросети, следует отметить, что данные алгоритмы ускоряют работу обучения, однако не являются точными. При потребности более точного решения задачи необходимо разрабатывать комбинированные методы, способные быстро закрыть пробелы сети. Рассмотрим нейросистему, которая состоит из одного нейрона заданного функцией активации [10]:

$$Out = \frac{1}{1 + e^{-y}} \tag{1}$$

Структура нейронной сети представлена на рис. 1.

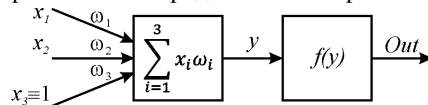


Рис. 1. Структура нейронной сети [10]

При решении задачи необходимо найти такие значения весов  $\omega_1, \omega_2, \omega_3$ , для которых при подаче на вход сети сигналов  $x_1$  и  $x_2$ , на ее выходе появлялись бы значения "0" или "1" в соответствии с таблицей истинности для данной логической функции. Исходя из рис. 1, очевидно, что для выбранной функции активации выход нейросети *Out* приобретает значение "0" или "1" только при  $|y| \rightarrow \infty$ . Исходя из этого, примем, что обучение проведено успешно, при условии, что выход сети *Out* больше 0,5 при желаемом выходе  $T = 1$  и меньше 0,5 – при желаемом выходе  $T = 0$  для всех случаев. Функция активации нейросети представлена на рис. 2.

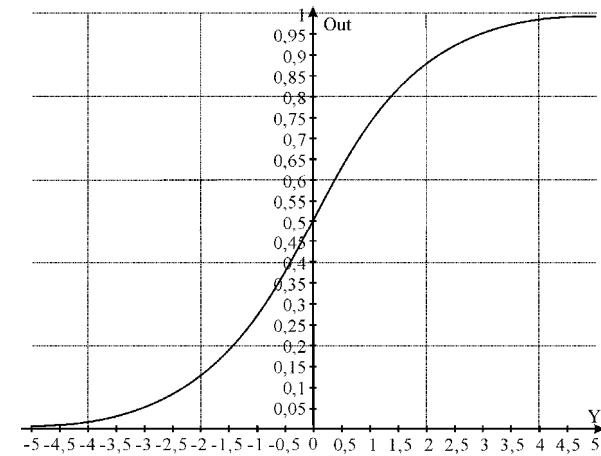


Рис. 2. Функция активации нейросети

Точками на рис. 3 показано положение входных векторов обучающих пар. По условию задачи для точки (1,1) значение выхода сети *Out* должно быть больше 0,5, а для точек (0,0), (0,1) и (1,0) – меньше. При заданной функции активации, выход сети *Out* равный 0,5, когда

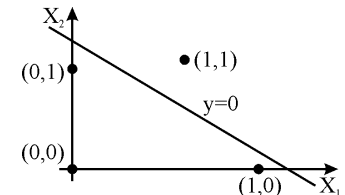


Рис. 3. Разграничение входных векторов обучающих пар на две категории

$$y = x_1\omega_1 + x_2\omega_2 + x_3\omega_3 = x_1\omega_1 + x_2\omega_2 + \omega_3 = 0 \tag{2}$$

Таким образом, процесс обучения заключается в таком изменении весов  $\omega_1, \omega_2, \omega_3$ , чтобы прямая  $y=0$  разделяла точки на плоскости аналогично, как это показано на рис. 3. Все точки, что выше прямой, будут отвечать желаемому выходу  $T=1$ , а все, что ниже –  $T=0$ . Тогда значение весов  $\omega_1, \omega_2, \omega_3$  является решением поставленной задачи. Из рисунка видно, что таких прямых можно провести огромное множество. Следовательно, существует множество решений для данной задачи. Однако, для того, чтобы определить это множество решений, необходимо воспользоваться следующими утверждениями:

1. Для точек, лежащих ниже прямой  $y = 0, y < 0$ .

2. Для точек, лежащих выше прямой  $y = 0, y > 0$ .

Исходя из этого, следует отметить, что если применить описанное утверждение для каждой из четырех точек, показанных на рис. 3, то можно записать следующие неравенства [7]:

$$\left\{ \begin{array}{l} \omega_3 < 0; \\ \omega_2 + \omega_3 < 0; \omega_1 + \omega_3 < 0 \omega_1 + \omega_2 > 0 \end{array} \right\} \rightarrow \left\{ \begin{array}{l} \omega_3 < 0 \\ \omega_2 < -\omega_3; \omega_1 < -\omega_3; \omega_1 + \omega_2 > -\omega_3 \end{array} \right\}.$$

Описанные неравенства приводят область в пространстве весов, внутри которой все точки  $(\omega_1, \omega_2, \omega_3)$  являются решениями поставленной задачи.

Поскольку в пространстве труднее графически изобразить точки, чем на плоскости, зафиксируем одну из весов (например,  $\omega_3$ ) и перейдем к области решений на плоскости:

$$\left\{ \begin{array}{l} \omega_3 = -1 \\ \omega_2 < 1; \omega_1 < 1; \omega_1 + \omega_2 > 1 \end{array} \right\}.$$

На основании этого получим область решений, которая представлена на рис. 4.

Таким образом, каждая точка на рис. 4 будет графическим представлением одного из вариантов решения задачи. Далее применим генетический алгоритм, для обучения нейросети. Блок-схема работы алгоритма представлена на рис. 5. При использовании генетического алгоритма для обучения сетей обратного распространения ошибки, каждая особь будет описываться двумя хромосомами:  $\omega_1$  и  $\omega_2$ .

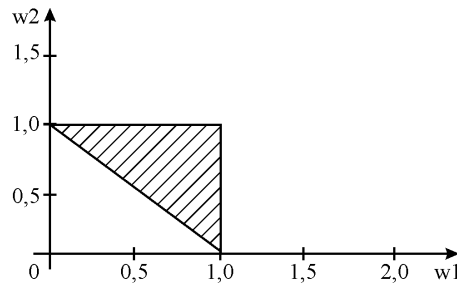


Рис. 4. Область решения задачи  $\omega_3 = -1$

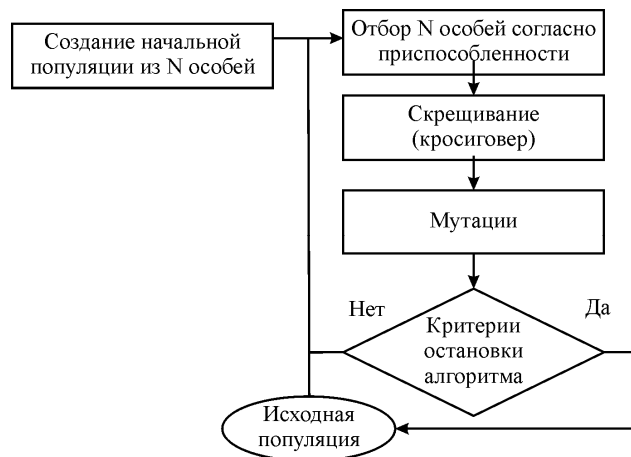


Рис. 5. Блок-схема работы генетического алгоритма

Теперь для оценки качества полученного решения зададим значение функционала погрешности в виде

$$E = 1 / 2(Out - T)^2, \tag{3}$$

где:  $Out$  – выход сети,  $T$  – желаемое значение выхода. Исходя из условия, следует заметить, что количество обучающих пар равно четырем.

Согласно этому функционал погрешности по всем обучающих парам будет равен [7]

$$E_4 = 1 / 2 \sum_{i=1}^4 (Out_i - T_i)^2. \tag{4}$$

Основной задачей генетического алгоритма является минимизация погрешности  $E_4$ . Основываясь на проведенном исследовании, максимально умным значением функционала погрешности для каждой обучающей пары будет значение  $E_{max}=0,125$ . Тогда  $E_{4max}=0,5$ .

**4. Выводы.** Обучение сетей обратного распространения ошибки является достаточно важным этапом в работе с нейросетями для решения задач. Исследовав нейронную сеть обратного распространения ошибки, в работе предложен метод применения генетического алгоритма для обучения нейронной сети, его суть состоит в обучении сети и получении положительного результата минимизации ошибки.

Генетический алгоритм является сочетанием градиентного и стохастического методов оптимизации функций. Регулируя вероятности кроссинговера и мутации, можно достичь того, что алгоритм быстро найдет минимум. Однако этот минимум не гарантированно будет глобальным. Или же наоборот: алгоритм будет медленно спускаться к минимуму, но найдет глобальный минимум. Основным преимуществом генетического алгоритма является относительная простота его реализации, недостатком – большое количество переменных параметров для управления его работой.

Предложенный в работе генетический алгоритм обучения сетей обратного распространения ошибки позволяет быстро произвести обучение системы с максимально умным значением функционала погрешности для каждой обучающей пары  $E_{max}=0,125$ .

### Литература

1. Каллан Р. Основные концепции нейронных сетей / Р. Каллан. – М. : Изд. дом "Вильямс", 2001. – 236 с.
2. Уоссермен Ф. Нейрокомпьютерная техника: Теория и практика : пер. на рус. Ю.А. Зуев, В.А. Точенов, 1992. [Электронный ресурс]. – Доступный з <http://neuroschool.narod.ru/books/nntech.html>.
3. Осовский С. Нейронные сети для обработки информации : пер. с польского И.Д. Рудинского. – М. : Изд-во "Финансы и статистика", 2002. – 434 с.
4. Lopez R. Neural Networks for Variational Problems in Engineering, PhD Thesis, Technical University of Catalonia, 2008. [Electronic resource]. – Mode of access <http://www.cimne.com/flood/docs/PhDThesis.pdf>.
5. Федяев О.И. Применение генетических алгоритмов для обучения нейронных сетей / О.И. Федяев, Ю.И. Соломка // Світ молоді – молодь світу : матер. четвертої Міжнар. студ. наук.-практ. конф., 15-17 квітня 2004 р. : матер. конф. – Ч. 1. – Вінниця : ВІ МАУП, 2004. – 85-90. [Электронный ресурс]. – Доступный з <http://masters.donntu.edu.ua/2004/fvti/solomka/library/article2.htm>.
6. Короткий С. Нейронные сети: алгоритм обратного распространения / С. Короткий, 1996. [Электронный ресурс]. – Доступный с <http://www.gotai.net/documents/doc-nn-003.aspx>.
7. Заенцев И.В. Нейронные сети: основные модели / И.В. Заенцев. – Воронеж, 1999. – 76 с.

8. McCulloch W. S. A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity / W.S. McCulloch, W. Pitts // Bulletin of Mathematical Biophysics. – 1943. – № 5. – 115-133 p.
9. Горбань А.Н. Обучение нейронных сетей / А.Н. Горбань. – М. : СП Параграф, 1990. – 324 с.
10. Круглов В.В. Искусственные нейронные сети. Теория и практика / В.В. Круглов, В.В. Борисов. – М. : Изд-во "Горячая линия – Телеком", 2001.

**Муніб М.Б. Використання генетичних алгоритмів для навчання мереж зворотного поширення помилки**

Навчання мереж зворотного поширення помилки відбувається з використанням генетичних алгоритмів. Представлено нейронну мережу зворотного поширення помилки. Наведено метод застосування генетичного алгоритму для навчання нейронної мережі, запропоновано блок-схему роботи алгоритму, описано процес навчання, отримано позитивний результат мінімізації помилки.

**Ключові слова:** генетичний алгоритм, нейронні мережі, процес навчання мережі, зворотне поширення помилки, шар нейронів, вихідний вектор, вхідний вектор.

**Munib M.B. Using genetic algorithms for learning networks backward error propagation**

The training of back propagation of error comes from the use of genetic algorithms. Provides neural network back propagation of error. Is a method of use of the genetic algorithm for neural network training, offered a block diagram of the algorithm, described the process of learning, we have received positive result of error minimization.

**Keywords:** the genetic algorithm, neural network, the process of learning network, backward errors expansion, the neurons, the output vector, the input vector.

УДК 539.3

Доц. В.М. Онишкевич, канд. фіз.-мат. наук;  
доц. Б.М. Гнідець, канд. фіз.-мат. наук;

доц. І.Ф. Солтис, канд. фіз.-мат. наук – НЛТУ України, м. Львів

**МОДЕЛЮВАННЯ ТЕПЛОГО КОНТАКТУ В ТРИБОЛОГІЧНИХ ЗАДАЧАХ**

Розглянуто різні умови теплового контакту пари тертя. Проаналізовано адекватність їх застосування під час моделювання теплових процесів в елементах конкретної трибосистеми з максимальною точністю. Обґрунтовано доцільність застосування умов неідеального теплового контакту в різних формах. Встановлено необхідність урахування контактного термоопору у постановці та розв'язуванні трибологічних задач.

**Ключові слова:** теплоутворення, термоопір, неідеальний контакт.

**Вступ.** Тепловий аналіз є невід'ємною частиною проектування сучасних вузлів тертя. Тому теплова задача тертя – визначення температурних полів у контактуючих тілах за їх відносного ковзання є однією з важливих задач трибології та триботехніки.

Температури тіл тертя значною мірою впливають на процеси, які відбуваються в області контакту, адже теплові стани тіл істотно впливають на механіку їх контактної взаємодії. Це виражається у вигляді термопружних переміщень точок поверхонь контактуючих тіл, що призводить до зміни областей взаємодії і перерозподілу контактних напружень. Істотно залежать від температури коефіцієнт тертя і фізико-механічні властивості, такі як модуль пружності, границя міцності та ін. Не можна нехтувати впливом теплових полів і на фізико-хімічні процеси – зміна структури будови тіл, утворення оксидних плівок на

поверхнях тертя та ін. Вигляд та інтенсивність зношування тіл також значною мірою визначаються їх температурами в області контакту. Основним недоліком постановки теплової задачі тертя є те, що теплові процеси досліджуються в спряжених тілах, як правило, окремо, а розподіл теплової енергії між ними, відповідно, є наперед заданим.

**Ідеальний тепловий контакт.** Теплові задачі тертя належать до контактних задач, тобто обов'язковою є наявність двох взаємодіючих тіл. Крім цього, в області контакту є джерело тепла як результат перетворення механічної енергії тіл в кінетичну енергію теплових коливань молекул при терті.

Внаслідок тепловиділення густина теплового потоку в області  $S \in r$  контакту тіл стрибкоподібно змінюється, і умова спряження густини теплового потоку має вигляд

$$-\lambda_1 \frac{\partial T_1(r,t)}{\partial n} + \lambda_2 \frac{\partial T_2(r,t)}{\partial n} = q(t), \quad (1)$$

де індексами "1" і "2" позначено величини, які відносяться відповідно до першого і другого тіл,  $n$  – одинична нормаль до поверхні  $S$ , внутрішня відносно іншого тіла;  $q$  – питома потужність тепловиділення. Для повної характеристики теплової взаємодії тіл необхідно використати умову [15]

$$T_1(r,t) = T_2(r,t). \quad (2)$$

Умови (1), (2) у трибології називають умовами ідеального теплового контакту. При ідеальному тепловому контакті густина теплових потоків, які поступають у тіла, є наперед невідомою і визначається в процесі розв'язування задачі. Насправді взаємодія тіл здійснюється не по усій номінальній поверхні тертя, а у дискретних областях. Розміри цих областей дуже малі, а температура в них істотно перевищує середню температуру номінальної області контакту [9]. Тому умови ідеального теплового контакту не дають змогу адекватно описувати теплові процеси, якщо їх задавати на номінальній поверхні тертя.

**Неідеальний тепловий контакт.** Для визначення температурних полів у елементах реальних трибосистем використовують різні умови неідеального теплового контакту, які дають змогу розраховувати температури тіл у номінальній області взаємодії. Ці температури також визначаються експериментальним шляхом [2, 8], і цим самим встановлюють зв'язок між теорією і експериментом.

При інженерних розрахунках часто використовують умови неідеального теплового контакту з розподілом теплових потоків [14]:

$$-\lambda_1 \frac{\partial T_1(r,t)}{\partial n} = \alpha_{ТП} q(t), \quad \lambda_2 \frac{\partial T_2(r,t)}{\partial n} = (1 - \alpha_{ТП}) q(t); \quad (3)$$

де  $\alpha_{ТП}$  – коефіцієнт розподілу теплових потоків.

Коефіцієнт  $0 < \alpha_{ТП} < 1$  показує, яка частина теплоти, виділеної при терті, поступає в перше тіло. У друге тіло іде, відповідно, частина  $(1 - \alpha_{ТП})$  теплової енергії. За таких умов теплова задача становить дві незалежні задачі для кожного тіла тертя з граничною умовою II роду. Коефіцієнт розподілу теплових потоків визначається з умови рівності температур тіл у дискретних областях контакту. У загальному випадку перехід від контактних умов (2) до умов (3) є неко-