

ТЕОРІЯ ТА ПРАКТИКА РЕГІОНАЛЬНОГО РОЗВИТКУ

КОЛЕКТИВНА МОНОГРАФІЯ

Дніпро
«Герда»
2016

УДК 65.011:005.412 (0.75)

ББК 65.050.9(2)

Т33

Рецензенти:

Волосович Світлана Василівна – д-р. екон. наук, професор,
Київський національний торговельно-економічний університет,

Петкова Леся Омелянівна – д-р. екон. наук, професор,
Черкаський національний технічний університет,

Череп Алла Василівна – д-р. екон. наук, професор, академік АЕН
України, Запорізький національний університет.

Головні редактори:

Ковальчук К.Ф. – д-р. екон. наук, професор,
Національна металургійна академія України;

Савчук Л.М. – канд. екон. наук, професор,
Національна металургійна академія України.

*Рекомендовано вченою радою Національної металургійної академії України
(протокол № 10 від 31.10. 2016 р.)*

Матеріали подано в авторській редакції.

*При повному або частковому відтворенні матеріалів даної монографії
посилання на видання обов'язкове.*

*Представлені у виданні наукові доробки та висловлені думки
належать авторам.*

Т33 Теорія та практика регіонального розвитку: колективна
монографія / за заг. ред. К.Ф. Ковальчука, Л.М. Савчука. –
Дніпро: Герда, 2016. – 584 с.

ISBN 978-617-7097-64-7

Монографія виконана в межах теми дослідження «Методологія соціально-економічного, інформаційного та науково-технічного розвитку регіонів, галузей виробництва, підприємств та їх об'єднань» (державний реєстраційний номер 0116U006782) і розрахована на широке коло вітчизняних фахівців, науковців, політиків, державних службовців. Представлено результати досліджень науковців з питань теорії, методики та практики регіонального розвитку.

УДК 65.011:005.412 (0.75)

ББК 65.050.9(2)

ISBN 978-617-7097-64-7

© Колектив авторів, 2016

8.6. Принципы построения параллельных численных методов и особенности применения искусственных нейронных сетей для решения прикладных задач

В активе человечества имеется не так много изобретений, которые, едва возникнув, быстро распространяются по всему миру. Одним из них является компьютер. Появившись в середине двадцатого столетия, он через несколько десятков лет повсеместно стал незаменимым инструментом и надежным помощником в обработке самой разнообразной информации – цифровой, текстовой, визуальной, звуковой и др. [1-3].

Известно, что первопричиной создания компьютеров была настоятельная необходимость быстрого проведения вычислительных работ, связанных с решением больших научно – технических задач. Любому пользователю, вынужденному применять вычислительную технику на пределе ее возможностей известно, что любой параллелизм направлен на повышение эффективности работы компьютера. Вот уже более полувека параллельные вычисления привлекают внимание самых разнообразных специалистов. Эта сфера деятельности затрагивает разработку численных методов, изучение структурных свойств алгоритмов и многое, многое другое. Но именно от численных методов во многом зависит, насколько успешно используется многопроцессорная вычислительная техника. В данной главе особое внимание уделяется узким местам, связанным с выявлением параллельных структур алгоритмов и программ и их отображением на архитектуру компьютеров для задач металлургического производства.

Принципы построения параллельных численных методов

Математическое моделирование базируется на использовании вычислительной техники. В настоящее время его значимость приобретает все более значительную роль в связи с тем, что для современной науки и техники необходимы данные о таких процессах, экспериментальное изучение которых в лабораторных или натуральных условиях очень сложно и дорого, а в некоторых случаях и просто невозможно.

Расширение возможностей в конструировании вычислительной техники всегда оказывало влияние на развитие вычислительной математики – в первую очередь численных методов и численного программного обеспечения. До недавнего времени технический прогресс не приводил к коренному изменению структуры вычислительных систем. Поэтому повышение быстродействия однопроцессорных ЭВМ и даже появление комплексов машин и систем с относительно небольшим числом одновременно работающих процессоров не потребовали существенного изучения ни численных методов, ни разработанного ранее программного обеспечения. Теперь положение меняется принципиально.

Характерным для всех новых вычислительных систем является возможность одновременного или параллельного использования для обработки информации большого числа процессоров. Для таких систем собирательным стало название *параллельные*. Их создание определило один из важнейших путей повышения скорости решения сложных и трудоемких больших задач. Опыт эксплуатации первых параллельных систем показал, что для эффективного их применения, нужно радикально изменять и структуру численных методов.

Существующее направление исследований в 80-х годах прошлого столетия было сформулировано академиком Г.И. Марчуком и получило название *«отображение проблем вычислительной математики на архитектуру вычислительных систем»* [4]. Оно включает в себя структурный анализ алгоритмов, изучение математических особенностей архитектур вычислительных систем, автоматизацию процессов распараллеливания программ, построение и исследование параллельных численных методов [5-7].

Основой построения параллельного алгоритма может служить как последовательный алгоритм, так и задача сама по себе. При распараллеливании последовательного алгоритма наиболее разумным представляется прагматический подход, а именно такой, когда в последовательных алгоритмах выявляются часто встречающиеся элементы, которые затем трансформируются в параллельную форму. В данной главе этот подход иллюстрируются на примерах распараллеливания арифметических выражений, векторных элементов алгоритмов

прогонки, а также на распараллеливании при помощи перестановок и рекурсий. Подобный путь исключительно важен, поскольку оказывается возможным сохранение и использование на параллельных ЭВМ созданного для обычных машин дорогостоящего программного обеспечения.

Создание и использование многопроцессорных систем в основном связывают с необходимостью повышать производительность и надежность, а также защищенность и живучесть систем. В данной главе реализована демонстрация того, как повышение производительности или ускорение вычислений могут быть получены за счет многопроцессорного режима обработки, определяемого как одновременная обработка двух и более фрагментов одной и той же программы двумя и более процессорами-блоками. В термин «программа» здесь включают одновременно несколько сходных процессов, как в классической задаче чтения-записи.

Некоторые особенности конструирования параллельных численных методов

Рассматриваемый в монографии класс задач моделируется на системах с распределенной памятью [8-10]. Однако основной постулат для таких систем можно сформулировать следующим образом [11]: «Для реальных задач полностью автоматическое распараллеливание имеющейся последовательной программы в принципе невозможно. Чтобы программа смогла выполняться на параллельной системе, программист должен явно представить себе, как именно данные и действия по их обработке распределяются по процессорам, и тем или иным способом сообщить об этом инструментальной системе, с помощью которой готовится параллельная программа». Объяснить этот постулат можно достаточно просто. Фундаментальное свойство систем с распределенной памятью – это наличие латентности коммуникаций, на несколько порядков превышающей время доступа процессора к собственной памяти [11]. Однако невозможность полностью автоматического распараллеливания имеющихся последовательных программ для их выполнения на кластерных системах, вовсе не означает неактуальности работ в этом направлении. Очевидно, что если вставлять в программу некоторые подсказки распараллеливателю, то такие программы

могут автоматически преобразовываться в программы, способные выполняться параллельно на вычислительных кластерах. В модели передачи сообщений параллельная программа представляет собой множество процессов, каждый из которых имеет собственное локальное адресное пространство. Взаимодействие между процессорами - обмен данными и синхронизация – осуществляется посредством передачи сообщений. Таким образом, с появлением массивно-параллельных вычислительных систем широкое распространение получили *коммуникационные библиотеки и интерфейсы, поддерживающие взаимодействие параллельных процессов*. Примерами специализированных библиотек являются библиотеки MPI (Message Passing Interface) и PVM (Parallel Virtual Machines). Эти библиотеки распространяются свободно и существуют в исходных кодах. MPI разработана в Аргонской Национальной лаборатории (США), PVM –разработка Окридской Национальной лаборатории, университетов штата Теннесси и Эмори (США).

Полное распараллеливания алгоритмов решения задач методом прямых

Далее рассмотрим вариант распараллеливания алгоритма вычислений по схеме метода прямых [12]. Поскольку этот алгоритм построен на точных кусочно-аналитических решениях, то эти обстоятельства должны каким-то образом способствовать процессу распараллеливания СЛАУ, которая уже будет включать в себя несколько другое функциональное наполнение. Для реализации этой идеи предлагается использовать метод прогонок. Итак, после дискретизации исследуемого дифференциального уравнения в частных производных получают обыкновенное дифференциальное уравнение вида

$$Y''_{p+\varepsilon_{x,1}}(\varepsilon_x) - \frac{1}{A} Y_{p+\varepsilon_{x,1}}(\varepsilon_x) = -\frac{1}{A} Y0_{p+\varepsilon_{x,1}}(x), \quad (1)$$

где $p = \overline{1, 2m-1}$ номера сеточных узлов по координате;

$Y_{p+\varepsilon_{x,1}}(\varepsilon_x)$, $Y0_{p+\varepsilon_{x,1}}(\varepsilon_x)$ – соответствуют текущему и

предыдущему временным слоям;

$A = Dt1 \frac{a}{Dx1^2}$ – комплекс, имеющий нулевую размерность.

Общее решение уравнения (1) представляется в аналитическом виде:

$$Y_{p+na\varepsilon_{x,1}}(\varepsilon_x) = Y_{p+\varepsilon_{x,1}}^*(\varepsilon_x) + C_p C\eta\beta\varepsilon_x + S\eta\beta\varepsilon_x, \quad (2)$$

где C_p, D_p – константы интегрирования;

$Y_{p+\varepsilon_{x,1}}^*(\varepsilon_x)$ – частное решение неоднородного уравнения (1);

$\beta = \sqrt{\frac{1}{A}}$ – корни характеристического уравнения для уравнения (1).

После определения констант интегрирования из условий на узлах:

$$Y_{p+\varepsilon_{x,1}}(\varepsilon_x)|_{\varepsilon_x=\pm 1} = Y_{p\pm 1,1} \quad (3)$$

получим

$$Y_{p+\varepsilon_{x,1}}(\varepsilon_x) = \left\{ \begin{aligned} &Y_{p+\varepsilon_{x,1}}^*(\varepsilon_x) + \frac{s\eta\beta(1+\varepsilon_x)}{s\eta 2p} [Y_{p+1,1} - Y_{p+1,1}^*] + \\ &+ \frac{s\eta\beta(1-\varepsilon_x)}{s\eta 2p} [Y_{p-1,1} - Y_{p-1,1}^*] \end{aligned} \right\}, \quad (4)$$

где $\{Y_{p+1,1} - Y_{p+1,1}^*\}$ – неизвестные сеточные функции.

Положив в (4) $\varepsilon_x=0$, получим СЛАУ с функциональным наполнением $\{C_p, D_p, f_{p,1}\}$:

$$\left. \begin{aligned} C_p = D_p = \frac{1}{2c\eta\beta} = \frac{s\eta\beta}{s\eta 2\beta} \\ f_{p,1} = C_p Y_{p+1,1}^* - Y_{p,1} + D_p Y_{p-1,1}^* \end{aligned} \right\}, \quad p = \overline{1, 2m-1}, \quad (5)$$

где гиперболические функции являются линейными комбинациями базисного решения двухточечной краевой задачи, а правые части совокупностью его частных решений.

Поскольку алгоритм построен на точных кусочно-аналитических решениях, то эти обстоятельства должны каким-то образом способствовать процессу распараллеливания СЛАУ в виде 2. Для реализации этой идеи предлагается использовать метод прогонок [30, 32,33]. Известно, что в методе прогонок процедура прямой прогонки реализуется рекуррентно

формированием двух последовательностей E_p, G_p , $p = \overline{1, 2m-1}$, и обратная в направлении убывания индекса p от $p = 2m-1$ до $p = 1$. Старт этих процедур обеспечивается входными параметрами задачи:

$$\left. \begin{aligned} E_0 = 0, G_0 = Y_{0,1} = TW(t_j), \\ Y_{2m,1} = TL(t_j) \end{aligned} \right\}. \quad (6)$$

Оказывается, что использование функционального наполнения для коэффициентов СЛАУ C_p, D_p и правых частей $f_{p,1}$ в форме (5)-(6), позволяет реализовать процедуру прямой прогонки в конечном виде:

$$\left. \begin{aligned} E_p &= \frac{s\eta(\beta p)}{s\eta\beta(p+1)}, \\ G_p &= \frac{1}{s\eta\beta(p+1)} \left[Y_{0,1} - \sum_{i=1}^p s\eta(\beta i) f_{i,1} \right] \end{aligned} \right\}. p = \overline{1, 2m-1}, \quad (7)$$

как функций номера сеточных узлов.

Решение СЛАУ окончательно принимает следующий вид:

$$Y_{2m-\nu,1}(\nu) = \frac{1}{s\eta\beta(2m)} \left\{ \begin{aligned} &s\eta\beta(2m-\nu) \left[Y_{2m,1} - \sum_{i=1}^{\nu} \frac{s\eta i \beta}{s\eta\beta} f_{2m-i,1} \right] + \\ &+ s\eta(\beta\nu) \left[Y_{0,1} - \sum_{i=0}^{2m-\nu-1} \frac{s\eta i \beta}{s\eta\beta} f_{i,1} \right] \end{aligned} \right\}, \nu = \overline{1, 2m-1}, \quad (8)$$

где

$$f_{p,1} = Y_{p+1,1}^* - 2cn\beta Y_{p,1}^* + Y_{p-1,1}^*. \quad (9)$$

Для конкретизации формы частных решений, входящих в правую часть (1) в неявной форме, допустим квадратичную зависимость по \mathcal{E}_x начальной функции $Y_{0,p+\mathcal{E}_{x,1}}(\mathcal{E}_x)$:

$$Y_{0,p+\mathcal{E}_{x,1}}(\mathcal{E}_x) = Y_{0,p,1} + \mathcal{E}_x Y_{0,p,2} + \mathcal{E}_x^2 Y_{0,p,3}, \quad (10)$$

где

$$\left. \begin{aligned} Y0_{p,2} &= \frac{1}{2}(Y0_{p+1,1} - Y0_{p-1,1}), \\ Y0_{p,3} &= \frac{1}{2}(Y0_{p+1,1} + Y0_{p-1,1} - 2Y0_{p,1}). \end{aligned} \right\} \quad (11)$$

– симметричные разностные операторы первого и второго порядка.

Легко убедиться, что функция

$$Y_{p+\varepsilon_x,1}^*(\varepsilon_x) = \left\{ (Y0_{p,1} + 2A \cdot Y0_{p,3}) + \varepsilon_x Y0_{p,2} + \varepsilon_x^2 Y0_{p,3} \right\} \quad (12)$$

тождественно удовлетворяет исходному уравнению (11) и, следовательно, является его частным решением.

Если гиперболические функции $\{c\eta\mu, s\eta\mu\}$, входящие в правую часть решения (8), привести к каноническому виду

$$\left\{ \begin{aligned} c\eta\mu \\ s\eta\mu \end{aligned} \right\} = \frac{1}{2}(1 \pm \ell^{-2\mu})\ell^\mu = \ell^\mu \left\{ \begin{aligned} \bar{c}\eta\mu \\ \bar{s}\eta\mu \end{aligned} \right\}, \quad (13)$$

то после подстановки в (13), получим регулярную форму решения:

$$Y_{2m-v,1}(v) = \left\{ \begin{aligned} &\ell^{-\beta v} \frac{\bar{s}\eta\beta(2m-v)}{\bar{s}\eta\beta(2m)} \left[Y_{2m,1} - \sum_{i=1}^v \ell^{-\beta(1-i)} \frac{\bar{s}\eta i \beta}{\bar{s}\eta\beta} \bar{f}_{2m-i,1} \right] + \\ &\ell^{-\beta(2m-v)} \left[Y_{0,1} - \sum_{i=1}^{2m-v-1} \ell^{-\beta(1-i)} \frac{\bar{s}\eta i \beta}{\bar{s}\eta\beta} \bar{f}_{i,1} \right] \end{aligned} \right\}, v = \overline{1, 2m-1}, \quad (14)$$

где

$$\bar{f}_{i,1} = \left\{ \left[Y_{p+1,1}^* + Y_{p-1,1}^* \right] \ell^{-\beta} - 2\bar{c}\eta\beta Y_{p,1}^* \right\}. \quad (15)$$

Таким образом, алгоритм (13) – (15) абсолютно устойчив для любых входных данных, имеет максимальную параллельную форму и, следовательно, минимально возможное время его реализации на параллельных вычислительных устройствах. Если можно назначить один процессор на один узел расчета, то становится возможным проведение расчетов во всех узлах сеточной области параллельно и одновременно. В общем случае, чем больше ярусов, ширина которых равна числу независимых устройств параллельной вычислительной системы на данном алгоритме. Подобные концепции получили название концепции неограниченного параллелизма. Кроме этого, применительно к

параллельному вычислению арифметических выражений в нем отделена погрешность исходных данных от операций округления, свойственная реальным ПЭВМ. Это стало возможным в связи с тем, что при таком подходе вообще исключается рекуррентная структура вычисления векторов решений, которая, как правило, и приводит к накоплению ошибок округления.

Распараллеливание СЛАУ на моделях с непрерывным временем

Рассмотренный выше алгоритм распараллеливания СЛАУ, использующий метод прямых (11) – (15), привел к построению точного алгоритма, разрешенного относительно искомых сеточных функций $Y_{2m-\nu,1}$. Функционально он зависит только

от номера сеточного узла $\nu = \overline{1, 2m-1}$ и имеет максимальную параллельную форму. Действительно, если можно назначить один процессор на один узел расчета, то становится возможным проведение расчетов во всех узлах сеточной области параллельно и одновременно. На данном примере мы рассмотрим очень важный вопрос, касающийся реализации алгоритмов на любых компьютерах. Дело в том, что при решении нестационарных задач явными или неявными методами почти всегда расчеты ведутся по временным слоям, последовательно слой за слоем. Поэтому счет по временным слоям особенно эффективен на параллельных вычислительных системах с общей памятью. Если задача настолько большая, что информация о соседнем слое не помещается в оперативную память, то приходится пользоваться медленной памятью и тогда возникают проблемы. Время переноса информации о слое из медленной памяти в оперативную пропорционально числу точек в слое. Время нахождения решения задачи на очередном слое также пропорционально числу точек в слое. Но время выполнения одной операции значительно меньше среднего времени пересылки единицы информации из медленной памяти в оперативную. Поэтому при счете по временным слоям большая часть времени будет уходить на организацию пересылок, т. е. тратится непроизводительно. Можно ли каким – либо способом повысить эффективность использования медленной памяти в эволюционных по времени алгоритмах и, если можно, то как? Ответ на данный вопрос дает более детальное изучение графа

алгоритма. Рассмотренные выше примеры убедительно показали, что во многих алгоритмах имеется хороший запас параллелизма. Однако все рассмотренные примеры были относительно простыми, а графы алгоритмов почти очевидными. Тем не менее, на этих примерах удалось нащупать некоторые принципы проведения исследований структуры алгоритмов. Во – первых, представление графов зависимостей линейными функциями открывает большие возможности в изучении параллелизма в программах как на микроуровне, так и на макроуровне. По существу программы, эквивалентные по графам алгоритма, представляют различные записи одного и того же алгоритма. Проведенные выше исследования показали, что выявленный параллелизм будет *максимальным* только тогда, когда он сформирован на аналитических решениях исследуемой задачи. Проиллюстрируем это утверждение еще раз на примере решения задачи для уравнения теплопроводности, но с непрерывным временем. Применяя интегральное преобразование Лапласа по ε_t получим вместо уравнения (1) его аналог в поле изображений:

$$\overline{Y''}_{p+\varepsilon_{x,1}}(S, \varepsilon_x) - \frac{S}{A} \overline{Y}_{p+\varepsilon_{x,1}}(S, \varepsilon_x) = -\frac{1}{A} Y_{0,p+\varepsilon_{x,1}}(\varepsilon_x), \quad (17)$$

где $\overline{Y}_{p+\varepsilon_{x,1}}(s, \varepsilon_x)$ - изображение оригинала $Y_{p+\varepsilon_{x,1}}(\varepsilon_t, \varepsilon_x)$.

Здесь s является комплексным числом, причем предполагается, что вещественная часть его будет положительной. После выкладок, соответствующих методу прямых (1) – (15), подучим решение уравнения (17) в поле изображений:

$$\overline{Y}_{2m-v,1}(S) = \frac{1}{s\eta\beta(2m)} \left\{ \begin{aligned} & \left[\overline{Y}_{2m,1}(S)s\eta\beta(2m-v) + \overline{Y}_{0,1}(S)s\eta(\beta v) \right] - \\ & - \frac{2}{s} \left[s\eta\beta(2m-v) \sum_{i=1}^v \frac{s\eta(i\beta)}{s\eta\beta} f_{2m-i,1}(S) + \right. \\ & \left. + s\eta(\beta v) \sum_{i=1}^{2m-v-1} \frac{s\eta(i\beta)}{s\eta\beta} f_{i,1}(S) \right] \end{aligned} \right\}, v = \overline{1, 2m-1}, \quad (18)$$

где $\overline{Y}_{2m,1}(S), \overline{Y}_{0,1}(S)$ – известные изображения граничных функций;

$\beta = \sqrt{\frac{S}{A}}$ – корни характеристического уравнения

$$\beta^2 - \frac{s}{A} = 0 ,$$

$$\left\{ \begin{array}{l} f_{p,1}(\varepsilon_x) = Y_{p+1,1}^* - 2c\eta(\beta)Y_{p,1}^* + Y_{p-1,1}^* , \\ Y_{p+\varepsilon_x,1}^*(\varepsilon_x) = \frac{1}{S}YO_{p+\varepsilon_x,1}(\varepsilon_x) + 2\frac{A}{S^2}YO_{p,3} \end{array} \right\} , \quad (19)$$

– совокупность частных решений неоднородного уравнения (17), учитывающих эволюцию процесса во времени.

Преобразуем выражение для функции $f_{p,1}(\varepsilon_x)$ к виду

$$f_{p,1}(s) = \left\{ \frac{1}{S} [YO_{p+1,1} + YO_{p-1,1} - 2c\eta\beta YO_{p,1}] + 4\frac{A}{S^2}YO_{p,3}(1 - c\eta\beta) \right\} . \quad (20)$$

Легко убедиться, что второе слагаемое в (20) при $S \rightarrow 0$ не имеет особых точек, т.е. она является устранимой. Для доказательства достаточно воспользоваться представлением гиперболической функции $c\eta\beta$ в (2.40) в виде степенного ряда.

Допустим, что изображениями граничных функций $\bar{Y}_{2m,1}(S)$, $\bar{Y}_{0,1}(S)$ являются выражения:

$$\bar{Y}_{2m,1}(S) = \frac{YL}{S}, \quad \bar{Y}_{0,1}(S) = \frac{YW}{S}, \quad (21)$$

где YL, YW – константы, соответствующие постоянным граничным условиям.

Следовательно, в качестве особых точек изображения (18) выступают простые полюсы:

$$\left\{ \begin{array}{l} S = 0, \\ S_k = -\delta_k^2 \frac{A}{m^2}, k = 1, 2. \end{array} \right. \quad (22)$$

где $\delta_k = n\bar{s}_k, n = 1, 2, 3, \dots$ – бесконечное множество простых полюсов, соответствующих нулям функций

$$\begin{aligned}
s\eta\left(m\sqrt{\frac{s_{1,n}}{A}}\right) &= 0, \quad \left(m\sqrt{\frac{s_{1,n}}{A}}\right) = (\sqrt{-1}) \cdot \delta_{1,n}, \quad \delta_{1,n} = pi \cdot n, \\
c\eta\left(m\sqrt{\frac{s_{2,n}}{A}}\right) &= 0, \quad \left(m\sqrt{\frac{s_{2,n}}{A}}\right) = (\sqrt{-1}) \cdot \delta_{2,n}, \quad \delta_{2,n} = pi \cdot (2n-1) / 2.
\end{aligned}
\tag{23}$$

Для такого класса изображений легко найти оригиналы изображения (18) с помощью табличных функций, что соответствует сумме вычетов по всем особым точкам (23), расположенным в порядке возрастания их модулей.

Вычет при $S = 0$ равен

$$Y_{2m-\nu,1}^{kv}(\varepsilon_t) = \left(1 - \frac{\nu}{2m}\right)YL + \left(\frac{\nu}{2m}\right)YW = 1, \tag{24}$$

что соответствует квазистационарному режиму.

В общем случае, получим:

$$Y_{2m-\nu,1}(E_t) = \left\{ Y_{2m-\nu,1}^{kv}(E_t) - \frac{4}{pi} \sum_{k=1}^{\infty} \frac{(-1)^{k+1}}{(2k-1)} \cos \delta_{2,k} \left(1 - \frac{\nu}{m}\right) \ell^{-\delta_{2,k}^2 \tau au} + \right. \\
\left. \frac{2}{pi} \sum_{k=1}^{\infty} \frac{(-1)^{k+1}}{k} W_{\nu,k}(S_k) \ell^{-\frac{\delta_{1,k}^2}{4} \tau au} \right\}, \tag{25}$$

где

$$W_{\nu,k}(S_k) = \left\{ \left[\sin\left(\left(1 - \frac{\nu}{2m}\right)\delta_{1,k}\right) \sum_{i=1}^{\nu} \frac{\sin(i \frac{\delta_{1,k}}{2m})}{\sin(i \frac{\delta_{1,k}}{2m})} f_{2m-i}(S_k) \right] + \right. \\
\left. + \left[\sin\left(\left(\frac{\nu}{2m}\right)\delta_{1,k}\right) \sum_{i=1}^{2m-\nu-1} \frac{\sin(i \frac{\delta_{1,k}}{2m})}{\sin(i \frac{\delta_{1,k}}{2m})} f_i(S_k) \right] \right\} \tag{26}$$

– ядро преобразования.

Функция $f_{p,1}(S_k)$, включающая элементы начальной функции, вычисляется по формуле:

$$f_{p,1}(S_k) = \left[\begin{aligned} & -\frac{16}{\delta_{1,k}^2} \left(1 - \cos\left(\frac{\delta_{1,k}}{2m}\right) \right) YO_{p,3} + \\ & \left(YO_{p+1,1} + YO_{p-1,1} - 2 \cos\left(\frac{\delta_{1,k}}{2m}\right) YO_{p,1} \right) \end{aligned} \right], \quad (27)$$

где все обозначения соответствуют принятым ранее в (11)-(21).

Тестирование этого решения было реализовано на примере задачи о тепловом ударе при $YL = YW = 1$ из работы [13] (стр. 92, ф. (29)). Сравнение изменения температуры в срединной плоскости ($p = m$) показало, что их значения практически совпадают.

С позиции распараллеливания разработанный алгоритм имеет максимальную параллельную форму и, следовательно, минимально возможное время его реализации на « $2m - 1$ » параллельных вычислительных устройствах. В отличие от метода прямых, где в (1) – (15) использовалась разностная аппроксимация по временной переменной, в данной редакции решение (26) является непрерывным по времени и, как показало тестирование, временной шаг $Dt1$ может быть выбран произвольно. Следовательно, если мы имели аппроксимацию во временной области, соответствующую первому порядку аппроксимации по времени, то в данной схеме аппроксимация соответствует точному решению, так как абсолютно не зависит от величины шага $Dt1$ на произвольно заданном временном промежутке. Следовательно, в такой редакции становится возможным распараллеливание алгоритма по временным слоям. Эффективность такой организации параллельных вычислений может оказаться определяющей при решении нестационарных больших задач на параллельных вычислительных системах с распределенной памятью. Как показывает данный пример, такой подход может быть полезным для исследования эффективного использования медленной памяти.

Прогноз состояния оборудования на базе искусственных нейронных сетей с экзогенными факторами

В настоящее время угледобывающий сектор Украины является наиболее уязвимым с точки зрения износа основных фондов. Анализ показал, что в последнее время наблюдается негативная динамика развития угольной отрасли, на что влияют такие факторы, как высокий износ и устаревшее оборудования, низкий уровень его амортизации. В связи с этим все чаще возникают аварийные ситуации, связанные с отказом в работе оборудования. Для решения проблемы высокой аварийности на угольных предприятиях требуется проводить качественную диагностику и прогноз состояния горно-шахтного оборудования, что, в свою очередь, приводит к необходимости разработки современных способов оценки и прогноза параметров, характеризующих техническое состояние шахтных агрегатов. На сегодняшний день существует огромное количество способов прогноза [14, 15], однако одним из наиболее эффективных способов является применение искусственных нейронных сетей для оценки и прогноза состояния оборудования. Предлагаемый способ предусматривает выбор диагностических признаков, разработку структуры моделей оценки и прогноза, обучение и оценку адекватности этих моделей [16].

В качестве объекта исследования был выбран вентилятор главного проветривания как один из наиболее важных объектов в работе угледобывающего предприятия. Для анализа его работоспособности используются датчики температуры, установленные на поверхности оборудования, и контроля уровня вибрации по трем осям, которые снимают показания с определенной частотой.

Для прогноза анализируемых признаков, а именно, температуры и уровня вибрации по трем осям, рассмотрим искусственную нейронную сеть нелинейной регрессии с экзогенными факторами [17]. На рис. 1 представлена обобщенная структура модели такой нейронной сети. Модель NARX представлена в виде:

$$y_j^{(1)}(n) = f^{(1)}(s_j^{(1)}(n)), \quad (28)$$

$$s_j^{(1)}(n) = b^{(1)} + \sum_{l=1}^{M^{(0)}} w_{lj}^{(1)} y^{(0)}(n-l) + \sum_{l=1}^{M1^{(0)}} w1_{lj}^{(1)} z1^{(0)}(n-l) + \sum_{l=1}^{M2^{(0)}} w2_{lj}^{(1)} z2^{(0)}(n-l), \quad (29)$$

$$y^{(2)}(n) = f^{(2)}(b^{(2)} + \sum_{i=1}^{N^{(1)}} w_i^{(2)} y_i^{(1)}(n)), \quad (30)$$

где $j \in \overline{1, N^{(1)}}$, $N^{(k)}$ – количество нейронов в k -м слое, $M^{(k)}$, $M1^{(k)}$, $M2^{(k)}$ – задержка в k -м слое; $w_{lj}^{(1)}(n)$, $w1_{lj}^{(1)}(n)$, $w2_{lj}^{(1)}(n)$ – весовые коэффициенты связи от нейрона в момент времени $n-l$ к j -му нейрону в первом слое в момент времени n ; $w_i^{(2)}(n)$ – весовой коэффициент связи от i -го нейрона к нейрону во втором слое в момент времени n ; $y_j^{(1)}(n)$ – выход j -го нейрона в первом слое; $y^{(2)}(n)$ – выход нейрона во втором слое; $f^{(k)}$ – функция активации нейронов k -го слоя (логистическая функция или гиперболический тангенс).

Для прогнозирования показателя температуры в качестве входного параметра выступают показания датчика температуры поверхности оборудования. Поскольку на увеличение температуры влияет значение уровня вибрации, то показания со всех трех осей выступают в качестве экзогенных факторов. Структура сети изменится в данном случае изменится следующим образом: в качестве входного параметра $X(k)$ будет выступать ряд показаний температуры, а в качестве экзогенных факторов $Z_1(k)$, $Z_2(k)$, $Z_3(k)$ будут выступать значения уровней вибраций по оси X, Y, Z соответственно.

Для прогнозирования каждого из показаний уровня вибраций структура сети будет иметь следующую структуру: в качестве входного (прогнозируемого) параметра $X(k)$ будет выступать показатель уровня вибрации, а в качестве экзогенного фактора $Z_1(k)$ будет выступать показание температуры.

Таким образом, для прогнозирования основных показателей состояния оборудования используется 4 сети NARX, которые отличаются структурой.

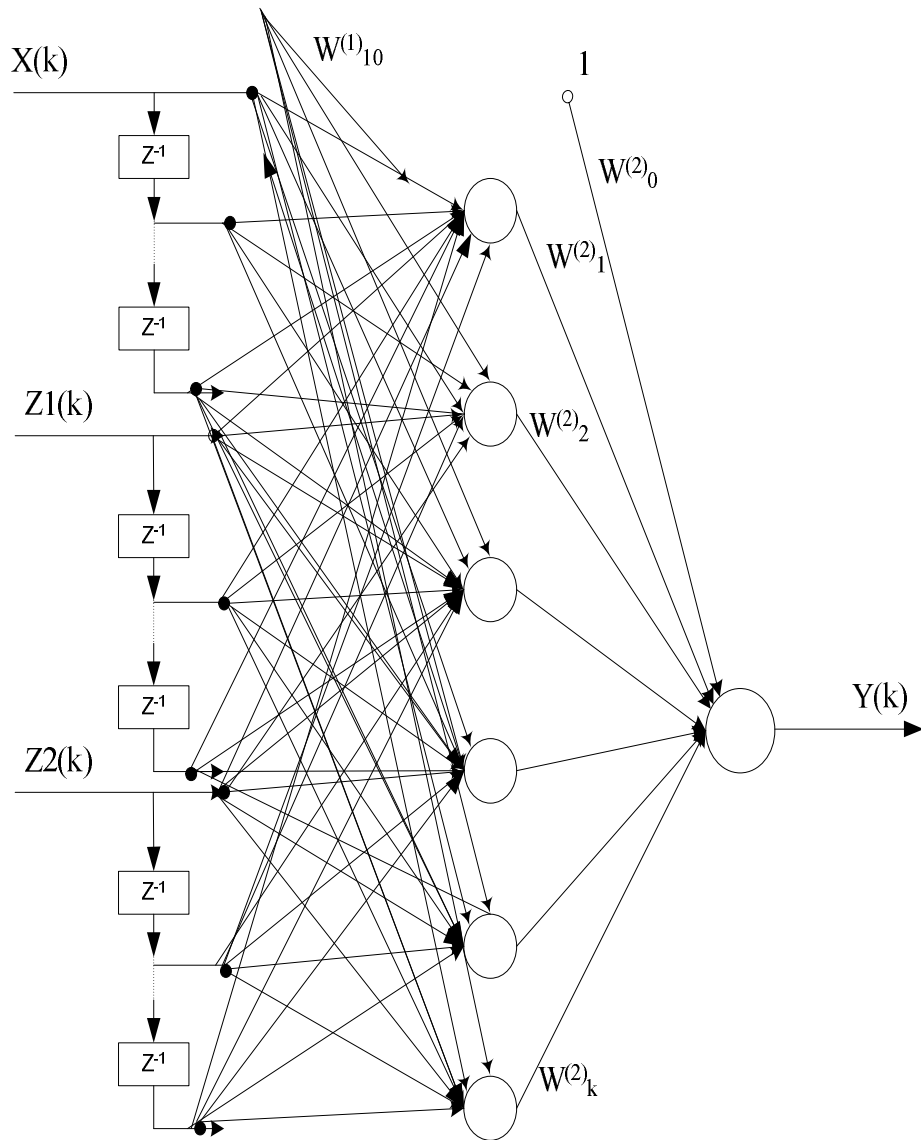


Рис. 1. Структура сети нелинейной авторегрессии с экзогенными факторами (NARX)

Для определения точности прогнозируемого значения были проведены численные эксперименты. В качестве входных данных была взята выборка реальных показаний температуры. Результаты экспериментов приведены в таблице 1. Как видно из приведенных результатов, ошибка прогноза составляет 7%, что допустимо для выбранного объекта.

Для полного анализа состояния оборудования на основе прогнозируемых значений предлагается использовать нечеткую искусственную нейронную сеть, структура которой показана на рис. 2.

Таблица 1.

Результаты прогноза с применением ИНС NARX.

исходные данные	30,00	40,00	45,00	46,00	74,00	79,00	56,00	47,00	36,00	65,00
NARX	31,18	40,01	46,10	46,23	77,91	81,25	56,12	47,03	36,82	65,60
исходные данные	79,00	93,00	74,00	31,00	33,00	68,00	56,00	64,00	62,00	44,00
NARX	80,39	97,81	76,13	32,62	33,50	69,05	56,32	64,51	64,60	44,95

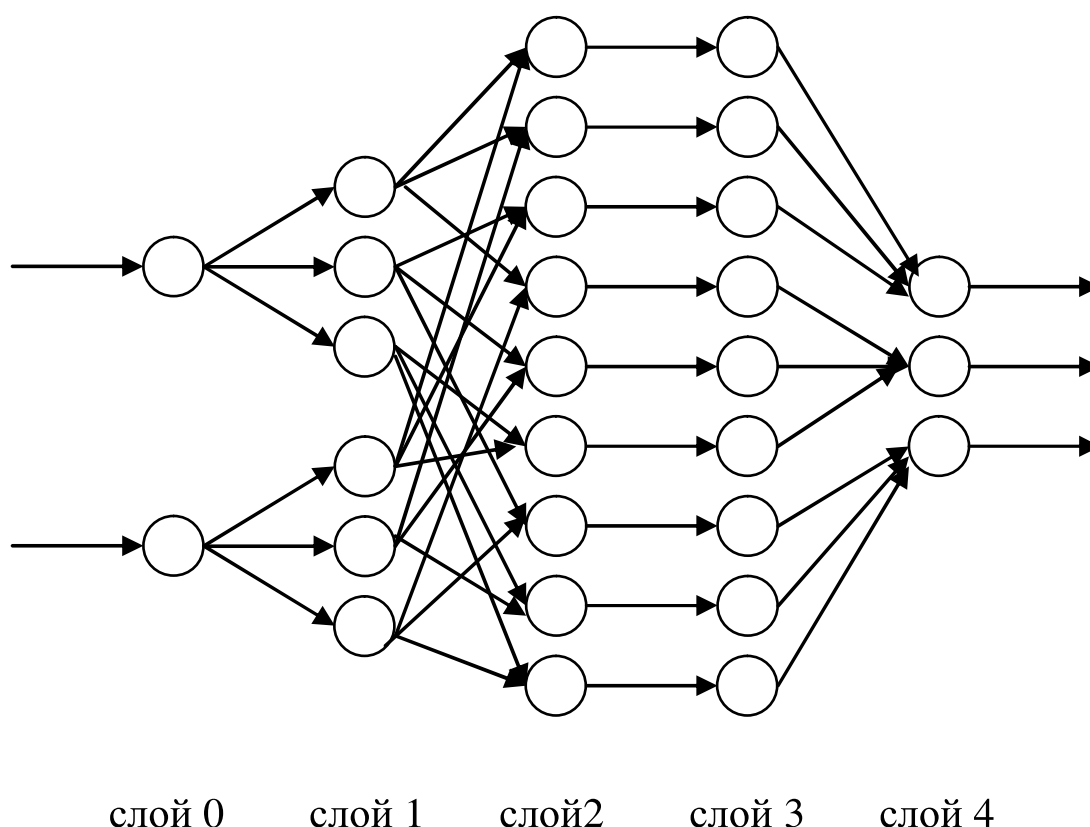


Рис. 2. Структура нечеткой нейронной сети.

Модель нечеткой нейросети для оценки состояния шахтного оборудования формируется по следующему принципу:

- входной (нулевой) слой содержит нейроны, которые соответствуют диагностическим признакам, количество нейронов $N^{(0)} = n$. Для рассматриваемого объекта исследования количество входных признаков будет равно 4;

- первый слой реализует фаззификацию, а его нейроны соответствуют качественным значениям диагностических

признаков, количество нейронов $N^{(1)} = \sum_{i=1}^n n_i$, где n_i – количество качественных значений для i -й входной лингвистической переменной;

– второй слой реализует агрегирование подусловий, а его нейроны соответствуют условиям, количество нейронов

$$N^{(2)} = \prod_{i=1}^n n_i = r, \text{ где } r \text{ – количество нечетких правил;}$$

– третий слой реализует активизацию правил, а его нейроны соответствуют заключениям, количество нейронов

$$N^{(3)} = \prod_{i=1}^n n_i = r;$$

– четвертый (выходной) слой реализует агрегирование заключений, а его нейроны соответствуют качественным значениям комплексной оценки состояния, количество нейронов $N^{(4)} = q$, где q – количество качественных значений выходной лингвистической переменной.

Для простоты описания состояния оборудования было принято решение использовать 3 качественных состояния работы оборудования: «нормальный режим работы», «предаварийный режим работы», «аварийный режим работы». Согласно входным и выходным качественным оценкам были установлены условные границы интервалов работы для ГШО класса 2 [18]. Так, для нормального режима работы значение температуры должно быть менее 70°C, для предаварийного – в диапазоне от 70°C до 80°C, а для аварийного – более 80°C. Аналогично для значений уровня вибрации значения будут такими: нормальный режим работы – менее 4,5 мм/сек, предаварийный режим – от 4,5 мм/сек до 11,2 мм/сек, для аварийного – более 11,2 мм/сек.

Каждому из интервалов поставлена в соответствие определенная функция принадлежности. Первая функция принадлежности описывается следующим образом: на первом интервале, который соответствует эксплуатации ГШО без ограничения сроков, функция должна иметь примерно одинаковое значение. От точки конца первого интервала и до

начала границы третьего интервала она должна убывать примерно до нуля.

Вид второй функции принадлежности для интервала, соответствующего эксплуатации ГШО с ограниченным сроком, определяется следующим образом: на середине второго интервала она должна стремиться к единице, а на границах интервала она должна стремиться к нулю.

Третья функция принадлежности определяется так: для интервала, соответствующего непригодной эксплуатации, функция должна иметь примерно одинаковое значение, а в точке окончания первого интервала ее значение должно стремиться к нулю. В работе [19] приведены возможные функции принадлежности и расчет значений основных параметров.

Для обучения предложенных прогнозирующих моделей искусственных нейронных сетей был выбран критерий адекватности модели, что означает выбор таких значений параметров $w_{ij}^{(1)}$, $w1_{ij}^{(1)}$, $w2_{ij}^{(1)}$, и $w_i^{(2)}$, которые будут обеспечивать минимум среднеквадратичной погрешности (разницы между выходом по модели и тестовым выходом):

$$F = \frac{1}{P} \sum_{p=1}^P (y_p - d_p)^2 \rightarrow \min_{w_{ij}^{(1)}, w1_{ij}^{(1)}, w2_{ij}^{(1)}, w_i^{(2)}}, \quad (31)$$

где P – количество тестовых реализаций; y_p – прогноз, полученный по модели; d_p – тестовый прогноз.

Для обучения модели, выдающей качественную оценку состояния ГШО, выбран критерий адекватности модели, который означает выбор таких значений параметров трех функций принадлежности a_i и b_i , m_i и σ_i , c_i и d_i соответственно которые доставляют минимум среднеквадратичной ошибки (разности выхода по модели и желаемого выхода)

$$F = \frac{1}{P} \frac{1}{q} \sum_{p=1}^P \sum_{j=1}^q (y_{pj} - d_{pj})^2 \rightarrow \min_{a_i, b_i, m_i, \sigma_i, c_i, d_i}, \quad (32)$$

где P – количество тестовых реализаций, $y_p = (y_{p1}, \dots, y_{pq})$ – оценка состояния, полученная по модели, $d_p = (d_{p1}, \dots, d_{pq})$ – желаемая оценка состояния.

Обучение моделей нейронных сетей подчинено критериям (31) и (32), для чего может быть использован алгоритм обратного распространения и генетический алгоритм [20].

Рассмотрим алгоритм обратного распространения ошибки для обучения ИНС NARX с одним экзогенным фактором.

1. Номер итераций обучения $n=1$, инициализация всех порогов $b^{(1)}(n), b^{(2)}(n)$ и весовых коэффициентов $w_{lj}^{(1)}(n)$, $l \in \overline{1, M^{(0)}}$, $wl_{lj}^{(1)}(n)$, $l \in \overline{1, M1^{(0)}}$, $j \in \overline{1, N^{(1)}}$, $w_i^{(2)}(n)$, $i \in \overline{1, N^{(1)}}$, где $N^{(1)}$ – количество нейронов в первом слое, $M^{(k)}, M1^{(k)}$ – задержка в k -ом слое.

2. Задается обучающее множество $\{(x_\mu, z1_\mu, d_\mu) | x_\mu \in R, z1_\mu \in R, d_\mu \in R\}$, $\mu \in \overline{1, P}$, де x_μ – μ -тое исходное значение признака, который прогнозируется, $z1_\mu$ – μ -е значение экзогенного фактора на входе, d_μ – μ -е выходное значение признака, который прогнозируется, P – мощность обучающего множества.

3. Начальное вычисление выходного сигнала для каждого слоя

$$M = \max\{M^{(0)}, M1^{(0)}\} \quad (33)$$

$$y^{(0)}(n-v) = 0, \quad z1^{(0)}(n-v) = 0, \quad v \in \overline{1, M}. \quad (34)$$

4. Вычисление выходного сигнала для каждого слоя (прямой ход)

$$y_j^{(1)}(n) = f^{(1)}(s_j^{(1)}(n)), \quad (35)$$

$$s_j^{(1)}(n) = \sum_{l=0}^{M^{(0)}} w_{lj}^{(1)}(n) y^{(0)}(n-l) + \sum_{l=1}^{M1^{(0)}} wl_{lj}^{(1)}(n) z1^{(0)}(n-l), \quad (36)$$

$$y^{(2)}(n) = f^{(2)}(s^{(2)}(n)), \quad s^{(2)}(n) = \sum_{i=0}^{N^{(1)}} w_i^{(2)}(n) y_i^{(1)}(n), \quad (37)$$

$$y^{(0)}(n) = x_\mu, \quad z1^{(0)}(n) = z1_\mu, \quad (38)$$

где $j \in \overline{1, N^{(1)}}$, $N^{(1)}$ – число нейронов в первом слое, $w_{lj}^{(1)}(n)$, $wl_{lj}^{(1)}(n)$ – весовой коэффициент связи от входного нейрона в момент времени $n-l$ к j -му нейрону в первом слое в момент времени n , $w_i^{(2)}(n)$ весовой коэффициент связи от i -го нейрона к выходному нейрону в момент времени n , $y_j^{(1)}(n)$ – выход j -го нейрона в первом слое, $y^{(2)}(n)$ – выход нейрона во втором слое, $f^{(k)}$ – функция активации нейронов k -го слоя. Считается, что

$$w_{0j}^{(1)}(n) = b^{(1)}(n), y_0^{(1)}(n) = 1, w_0^{(2)}(n) = b^{(2)}(n), y_0^{(1)}(n) = 1.$$

5. Вычисление среднеквадратичной ошибки сети

$$E(n) = \frac{1}{2} e^2(n), \quad (39)$$

$$e(n) = y^{(2)}(n) - d_\mu. \quad (40)$$

6. Настройка синаптических весов (обратный ход)

Для настройки весовых коэффициентов используется рекурсивный алгоритм, сначала применяется к выходным нейронам сети, а затем проходит сеть в обратном направлении первого слоя. Синаптические весовые коэффициенты настраиваются по формуле:

$$w_i^{(2)}(n+1) = w_i^{(2)}(n) - \eta \frac{\partial E(n)}{\partial w_i^{(2)}(n)}, \quad (41)$$

$$w_{lj}^{(1)}(n+1) = w_{lj}^{(1)}(n) - \eta \frac{\partial E(n)}{\partial w_{lj}^{(1)}(n)}, \quad (42)$$

$$wl_{lj}^{(1)}(n+1) = wl_{lj}^{(1)}(n) - \eta \frac{\partial E(n)}{\partial wl_{lj}^{(1)}(n)}, \quad (43)$$

где η – параметр, определяющий скорость обучения (при большом η обучение происходит быстрее, однако увеличивается вероятность получить неверное решение), $0 < \eta < 1$.

$$\frac{\partial E(n)}{\partial w_i^{(2)}(n)} = y_i^{(1)}(n) g^{(2)}(n), \quad (44)$$

$$\frac{\partial E(n)}{\partial w_{lj}^{(1)}(n)} = y^{(0)}(n-l)g_j^{(1)}(n), \quad (45)$$

$$\frac{\partial E(n)}{\partial w_{lj}^{(1)}(n)} = z^{(0)}(n-l)g_j^{(1)}(n), \quad (46)$$

$$g^{(2)}(n) = f'^{(2)}(s^{(2)}(n))(y^{(2)}(n) - d_\mu), \quad (47)$$

$$g_j^{(1)}(n) = f'^{(1)}(s_j^{(1)}(n))w_j^{(2)}(n)g^{(2)}(n). \quad (48)$$

7. Проверка условия завершения

Если $n \bmod P > 0$, то переход к 4.

Если $n \bmod P = 0$ и $\frac{1}{P} \sum_{s=1}^P E(n-P+s) > \varepsilon$, то $n = n+1$,
переход к 2.

Если $n \bmod P = 0$ и $\frac{1}{P} \sum_{s=1}^P E(n-P+s) < \varepsilon$, то обучение
завершено.

Для численного исследования процедуры обучения нечеткой ИНС качественной оценки состояния ГШО были использовались три типа генетического алгоритма (табл. 2). Первый тип исследует все пространство поиска и не является направленным. Для этого типа возможна потеря лучших решений. Он требует значительного времени поиска. Второй тип является направленным. Для этого типа возможно попадание в локальный оптимум. Третий тип является комбинированным, т.е. совмещает направленность поиска с исследованием всего пространства поиска.

В результате проведения экспериментов по диагностике состояния оборудования были получены следующие результаты, представленные на рис.3, рис.4.

Проведено численное исследование, которое позволило определить, что предложенные способы прогноза параметров и диагностики являются эффективным, а предложенные модели являются адекватными. Вероятность ошибки комплексной работы предложенных ИНС составила 7%.

Таблица 2.

Структура генетических алгоритмов трех типов

Операторы генетических алгоритмов	Типы генетических алгоритмов		
	Тип 1	Тип 2	Тип 3
Репродукция	равномерный отбор	линейно упорядоченный отбор	комбинация равномерного и линейно упорядоченного отбора
Кроссинговер	равномерный, отбор особей – скрещивание лучших особей с худшими	равномерный, отбор особей – скрещивание лучших особей с лучшими	равномерный, отбор особей – комбинация скрещиваний лучших особей с худшими и лучших особей с лучшими
Мутация	однородная с высокой вероятностью	однородная с низкой вероятностью	неоднородная
Редукция	равномерная схема	селекционная схема	комбинация равномерной и селекционной схемы

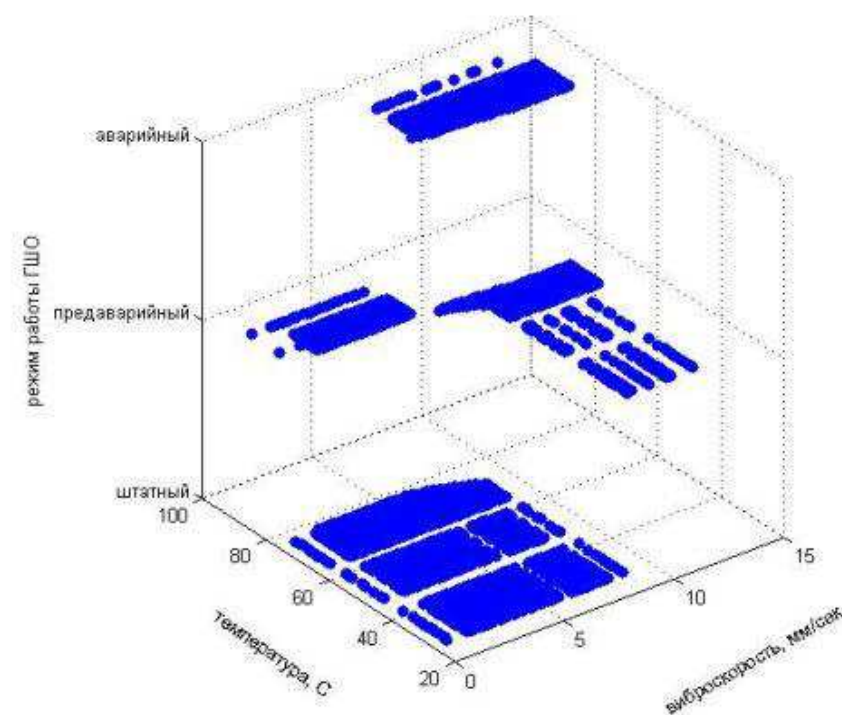


Рис. 3. Результаты работы разработанной модели ИНС с тестовыми данными

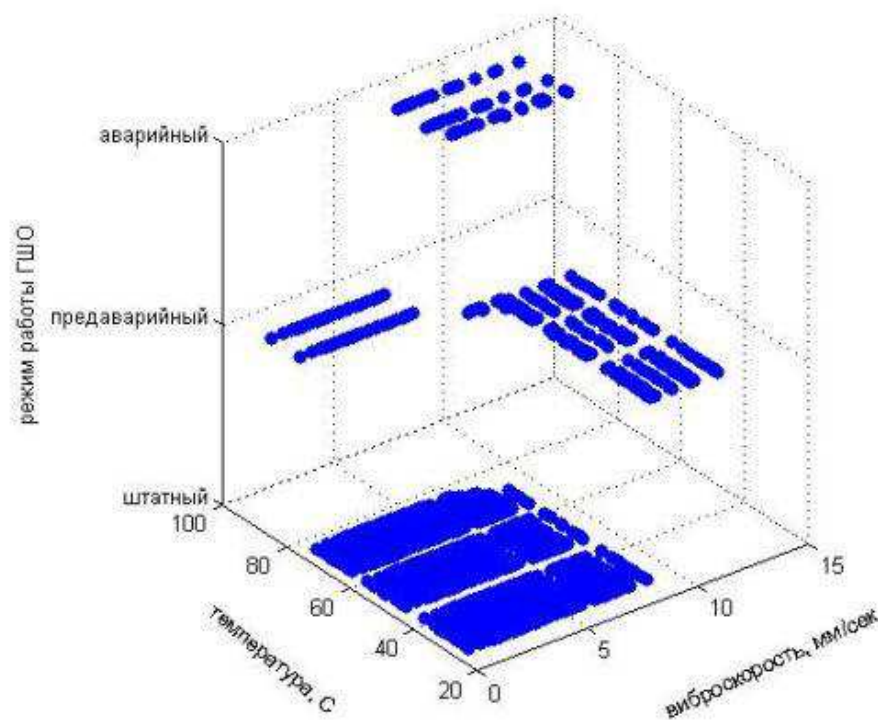


Рис. 4. Результаты моделирования с практическими данными

Преимущества предлагаемого способа заключаются в следующем

1. Представление актуальной информации о состоянии оборудования за счет постоянного снятия и анализа показаний вибрации и температуры позволит находиться ГШО в безотказном состоянии на протяжении всего срока эксплуатации;

2. Заблаговременное предупреждение о дефектах узлов оборудования за счет прогнозирования состояния позволит предотвратить сбои в технологическом процессе, предотвратить или минимизация последствий аварийных ситуаций, обеспечить пользователя необходимой информацией для принятия решений о необходимости ремонта оборудования.

Таким образом, применение программного комплекса прогноза и диагностики ГШО позволит не только поддерживать коэффициент надежности оборудования на уровне, заложенном при проектировании разработчиком (производителем), но и повышать за время эксплуатации ГШО, что приводит к повышению эксплуатационной рентабельности. Кроме этого, каждое угледобывающее предприятие Украины в зависимости от специфики и производительности дает в сутки определенный объем добытого угля. Так, например, для шахты «1/3

Новогородовская» ГП «Селидовуголь» норма добычи угля в сутки составляет примерно 3 тысячи тонн. При возникновении аварийной ситуации на добычном участке все работы по добыче угля прекращаются и ведутся ремонтные работы, что влечет за собой невыполнение суточной нормы. В зависимости от качества добываемого угля его цена на сегодняшний день варьируется в диапазоне от 500 до 1000 грн за тонну. Чем дольше длятся ремонтные работы, тем больше невыполнение нормы, тем больше «теряет» шахтное предприятие. Заблаговременная диагностика ГШО позволит предприятию находиться в производственном состоянии.

Список джерел

1. Фокс А. Вычислительная геометрия. Применение в проектировании и на производстве / А.Фокс, М. Пратт; пер. с англ. – М.: Мир, 1982. – 304 с.
2. Плискановский С.Т. О непрерывной подготовке студентов в области компьютерной графики / С.Т. Плискановский, В.П. Иващенко, А.Д. Учитель, Г.Г. Швачич // III International Conference «Strategy of Quality in Industry and Education», June, 1–8 2007, Varna; Bulgaria . – Proceedings. V. 2. – P. 288–296.
3. Назаров С.В. Компьютерные технологии обработки информации / С.В. Назаров. – М.: Финансы и статистика, 1996. – 248 с.
4. Марчук Г.И. Методы вычислительной математики / Г.И. Марчук. – Новосибирск: Наука, 1973. – 608 с.
5. Воеводин В.В. Математические модели и методы в параллельных процессах / В.В. Воеводин. – М.: Наука, 1986. – 296 с.
6. Валях Е. Последовательно-параллельные вычисления. / Е. Валях; пер. с англ. – М.: Мир, 1985. – 416 с.
7. Параллельные вычисления / Под ред. Г. Родрига; пер. с англ. – М.: Наука, 1986. – 376 с.
8. Швачич Г.Г. О технологии параллельного компьютерного моделирования на многопроцессорных вычислительных комплексах кластерного типа / Г.Г. Швачич, А.А. Шмукин // Математичне моделювання. Науковий журнал. – 2007. – № 2. – С. 99–106.
9. Швачич Г.Г. Об одном подходе к решению проблемы латентности вычислительных кластеров МРР-архитектуры / Г.Г. Швачич // Материали за 5-а международна научна практична конференция [«Ставайки съвременни наука»]. – 2007. – Т. 10. – Математика. Физика. Съвременни технологии на информации. Физическа култура и спорт. – София: «Бял ГРАД-БГ» ООД. – С. 27–35.

10. Швачич Г.Г. О параллельных компьютерных технологиях кластерного типа решения многомерных нестационарных задач / Г.Г. Швачич // Materiály IV mezinárodní vědecko - praktická konference [«Vědecký potenciál světa – 2007»]. – D. 7. – Technické vědy. Matematika. Fyzika. Moderní informační technologie. Výstavba a architektura. – Praha: Publishing House «Education and Science» s.r.o. – S. 35–41. 11.
- Лацис А.О. Как построить и использовать суперкомпьютер / А.О. Лацис. – М.: Бестселлер, 2003. – 240 с.
12. Шмукин А.А. К построению численно-аналитических решений методом прямых для задач механики вязкой несжимаемой жидкости / А.А. Шмукин, А.Ю. Дреус // Вестник Херсонского государственного университета. – 2001. – Вып. 5. – Т. 1. – С. 91 – 96.
13. Лыков А.В. Теория теплопроводности / А.В. Лыков. – М.: Высш. шк., 1967. – 386 с.
14. Тихонов Э.Е. Методы прогнозирования в условиях рынка / Э. Е. Тихонов // Учебное пособие, Невинномысск. – 2006. – С. 221.
15. Box, G.E.P., Jenkins G.M., Reinsel G.C. Time Series Analysis: Forecasting and Control, 4th edition, Prentice Hall, 2008. – 810 p.
16. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс / С. Хайкин. – М.: Издательский дом «Вильямс», 2006. – 1104 с.
17. Dikova Yu. L. Methods of forecasting explosive gases in mines based on dynamic neural networks / Y.L. Dikova, E.E. Fedorov, S.A. Tsololo // JOURNAL OF QAFQAZ UNIVERSITY- MATHEMATICS AND COMPUTER SCIENCE, 2015. Vol. 3, № 2, pp 121-128.
18. Федоров Е. Е.. Методики интеллектуальной диагностики: монография / Е. Е. Федоров; Донец. акад. автомоб. трансп. — Донецк : Ноулидж, 2010. — 303с.
19. Дикова Ю.Л. Разработка нейросетевого способа диагностики шахтного оборудования / Ю.Л. Дикова, Е.Е. Федоров – Харьков: ХНУРЭ, БИОНИКА ИНТЕЛЛЕКТА, 2015. № 1 (84). С. 80–84.
20. Luke S. Essentials of Metaheuristics. / S. Luke. — Second edition, Online version 2.1, 2014. — p. 253.

© Швачич Г.Г., Федоров Є.Є., Соболенко О.В.,
Холод О.Г., Дікова Ю.Л.

<p>8.6. Принципы построения параллельных численных методов и особенности применения искусственных нейронных сетей для решения прикладных задач</p>	<p>Швачич Геннадій Григорович, д.т.н., професор, Національна металургійна академія України Федоров Євген Євгенович, д.т.н., доцент, Донецький національний технічний університет, м. Покровськ, Соболенко Олександр Вікторович, к.т.н., доцент, Національна металургійна академія України, Холод Олена Григорівна, к.т.н., доцент, Дніпропетровський університет імені Альфреда Нобеля, Дікова Юлія Леонідівна, старший викладач, Донецький національний технічний університет, м. Покровськ</p>	<p>476</p>
<p>РОЗДІЛ 9. ПРОБЛЕМИ ТА ПЕРСПЕКТИВИ РОЗВИТКУ АГРОПРОМИСЛОВОГО КОМПЛЕКСУ РЕГІОНУ</p>		<p>501</p>
<p>9.1. Децентралізація, як передумова сталого інноваційного розвитку сільських територій</p>	<p>Стегней Маріанна Іванівна, д.е.н., професор, Лінтур Інна Володимирівна, к.е.н., доцент, Мукачівський державний університет</p>	<p>501</p>
<p>9.2. Фінансово-інвестиційні відносини суб'єктів аграрного ринку України: сучасний стан та перспективи</p>	<p>Владика Юлія Павлівна, асистент, Національний авіаційний університет</p>	<p>510</p>
<p>9.3. Моделювання показників економічного оздоровлення сільськогосподарських підприємств</p>	<p>Ткаченко Олександр Сергійович, викладач, Дніпропетровський державний аграрно-економічний університет</p>	<p>519</p>

НАУКОВЕ ВИДАННЯ

ТЕОРІЯ ТА ПРАКТИКА РЕГІОНАЛЬНОГО РОЗВИТКУ

КОЛЕКТИВНА МОНОГРАФІЯ
(українською та російською мовами)

Головні редактори:

Ковальчук Костянтин Федорович – д-р. екон. наук, професор,
Національна металургійна академія України;

Савчук Лариса Миколаївна – канд. екон. наук, професор,
Національна металургійна академія України.

Редактор: Сокиринська І.Г. – канд. екон. наук, доцент.

Відповідальний за випуск: Вишнякова І.В. – канд. екон. наук, доцент.
e-mail: vichnykova@mail.ru

Формат 60х90/16. Ум. друк. арк. 36,5. Тираж 300 пр. Зам. № 30/16
Видавництво «Герда», 49000, м. Дніпро, пр. Д. Яворницького, 60
Свідоцтво суб'єкта видавничої справи серія ДК №397 від 03.04.2001 р.

ISBN 978-617-7097-64-7

