

19. А.С. № 1712807 СССР, МКИ G 01 M 13/04. Устройство контроля подшипников качения / **Тиханский М.П., Ефименко Л.И., Назаренко В.М.** (СССР). - 4 с.

20. **Ефименко Л.И., Тиханський М.П.** Принципи побудови автоматизованої системи діагностики технічного стану конвеєра / **Л.И. Ефименко, М.П. Тиханський** // Вісник КТУ. - Вип. 25, 2010. - С. 163-167.

Рукопис подано до редакції 20.01.14

УДК 622.1: 622.831.3

О.В. ДОЛГІХ, канд. техн. наук, доц., Криворізький національний університет

МОДЕЛЮВАННЯ ПРОЦЕСУ ОСІДАННЯ СТІННИХ МАРОК НА ТЕРИТОРІЇ ШАХТИ ІМ. ОРДЖОНІКІДЗЕ

Розглянуто питання моделювання процесу осідання стінних марок на території шахти з використанням вдосконаленої методики дослідження територій, які знаходяться у зонах впливу підземних гірничих робіт. З метою підвищення ефективності моделювання пропонується використовувати сучасні статистичні методи та програмні засоби, засновані на нейромережових технологіях.

Проблема і її зв'язок з науковими та практичними задачами. Важливим питанням, на яке необхідна відповідь при використанні нейромережових технологій для прогнозування деформацій, є питання – чому можна навчити нейронну мережу? На сьогодні, після створення нейронних мереж, менше обговорюються питання про повнофункціональний штучний інтелект, про кібернетичні організми та інші науково-фантастичні ідеї, які широко освітлювалися у науковій літературі, ніж питання використання на практиці нейромережових технологій.

Аналіз досліджень та публікацій. З літературних джерел відомо, що у теорії нейронних мереж вже сформулювався перелік задач, які можуть вирішуватись за їх допомогою. З кожним роком розширюється перелік галузей, в яких вони знаходять своє місце поряд із вже існуючими методами. Але при цьому, є обмеження – нейронні мережі не можуть передбачати те, чому вони не навчені [1,2]. Це обмеження справедливе і для передбачення несподіваних обвалів, які не можна передбачити класичними методами. Прикладом чого може бути раптове виникнення обвалу на території, що знаходиться над підземними гірничими виробками.

Постановка задачі. Яким чином можна мінімізувати або обійти дане обмеження? Зрозуміло, що для кожного об'єкту, така резонансна подія може трапитися лише один раз. Якщо надалі відбуваються повторні обвалення, то вони вже не мають такого резонансу, тому що після першого обвалення виконуються запобіжні заходи: територія огорожується; виводяться всі механізми та важливі об'єкти за межі, бо якщо вони залишаються у зоні обвалу, то вже у подальшому не можуть використовуватися.

З одного боку, важливо передбачити перше обвалення, а з другого – сформулювати задачу так, щоб можна було б передбачити механізм чи закон розвитку досліджуваного процесу. Зрозуміло, що якби було б відомо механізм чи закон розвитку процесу, то не було б складності їх прогнозування. В даному випадку мова йде не про контрольовані процеси виходу воронок з параметрами, що дозволяють іноді спрогнозувати навіть приблизний час їх виходу, а про підпрацьовані підземними гірничими роботами об'єкти, що всупереч розрахункам на обвалюються. Роками на цих ділянках будуються споруди, встановлюються лінії електропередач тощо, а потім трапляється різке обвалення.

Інколи навпаки, на ділянці, де за розрахунками подібні процеси не повинні відбуватися - з'являються тріщини у спорудах, деформації фундаментів, тріщини земної поверхні. Причиною цього може бути: неврахування розташування старих копалень за дореволюційний або довоєнний періоди, документація про які загублена або неточна; зміна геомеханічних властивостей гірських порід або інші невраховані фактори.

Викладення матеріалу та результати. Одним із способів навчання нейронної мережі може бути спосіб, при якому вибирається деяка кількість «проблемних» об'єктів. Потім для їх дослідження проектується мережа реперів таким чином, щоб результати зручно було б опрацювати нейромережовими алгоритмами. На реперах виконуються регулярні інструментальні спостереження до чергового обвалення. На цьому прикладі можна навчити нейронну мережу, а результати узагальнити на інші подібні задачі. Такий спосіб надійний, але потребує значних

обсягів фінансування та координації дій декількох підприємств різних форм власності. До того ж, необхідно інколи десятки років для того, щоб набрати необхідну статистичну кількість вимірів, а в цей час люди й споруди на цій території незахищені.

Ідея другого способу полягає у тому, що події, які виходять за межі «нормальної поведінки масиву», у нейронній моделі будуть характеризуватися значними величинами помилок. Крім того, визначену кількість точок нейронна мережа «пояснити» не може.

Це означає, що задача зводиться до визначення кількості і якості таких «непояснених» даних і збільшення помилок. Право на життя другого способу можна довести апостеріорі (*a posteriori*), дослідивши інструментальні спостереження минулих років і окремо часу, що безпосередньо передує обвалу. Якщо кількість «непояснених» даних збільшилася, це являється доказом існування проблеми (можливого обвалу).

Слід зазначити те, що точність прогнозування з використанням першого способу значно вище, так як існуючі спостережні станції проектувались без врахування того, що результати спостережень будуть опрацьовуватися нейронними мережами.

Пропонується нейронні мережі будувати у програмному засобі STATISTICA Neural Networks. Програм для роботи з нейронними мережами існує декілька десятків і найбільш відомі з них: IBM SPSS Statistics, NeuroSolution, MATLAB, SYSTAT, Wolfram Mathematica Neural Networks та інші. У STATISTICA Neural Networks реалізовані всі основні типи нейронних мереж: лінійні, багатошарові перцептрони, радіальні базисні функції, самоорганізаційні карти, імовірнісні (байсові) нейронні мережі, узагальнено-регресійні нейронні мережі.

За результатами побудови нейронних мереж автоматично обчислюються підсумкові статистики: середньоквадратична помилка мережі, частка поясненої регресії в завданнях регресії та інші величини.

Розглянемо можливість такого прогнозування на простому прикладі. Отже, нехай має місце залежність, що наведена на рис. 1.

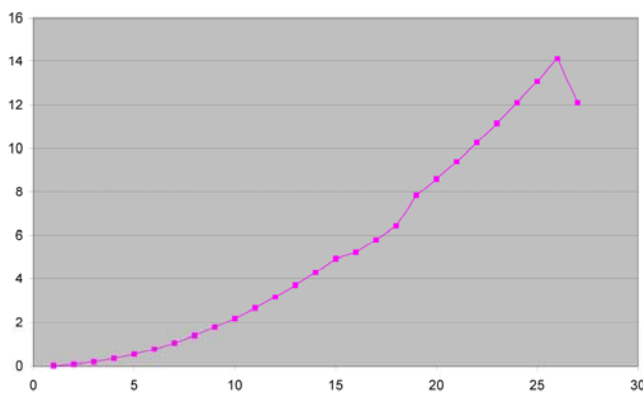


Рис. 1. Результати спостережень за деформаціями

На графіку, показаному на рис. 1, по вертикалі відкладено величини відхилень, а по горизонталі - кількість циклів. Як видно, залежність має деякі відхилення від загального закону: на 15, 18 - несуттєві відхилення, а на 27 серії спостережень - значне відхилення.

Припустимо, що у 2012 році виконано 26 циклів спостережень. Побудуємо «часовий ряд» для спостережень з 1 по 26 цикл і спрогнозуємо значення 27 циклу.

За результатами моделювання одержимо такі описові статистики як: середнє з даних, показане у першій (1) строчці табл. 1; статичні відхилення даних, показані у другій (2) строчці; середні похибки, показані у третій (3) строчці; статистичне відхилення похибки, показане у четвертій (4) строчці; середня абсолютна похибка, показана у п'ятій (5) строчці; відносні статистичні відхилення, показані у шостій (6) строчці; кореляція, показана у сьомій (7) строчці.

Як показано в табл. 1. з досліджень встановлено, що нейронні мережі досить точно описали цю залежність. Наприклад, у графі 1 табл. 1: кореляція - 0,999; відносне статистичне відхилення 0,040 (отримана залежність «не може пояснити» лише 4% вихідних даних). При дослідженні даних з 27 циклів спостережень при однаковій кількості мереж, що побудовані, і однаковими іншими параметрами отримано дані, наведені у графі 2 табл. 1.

Так як досліджувана залежність доволі проста, отримано теж точну модель процесу, але вона гірша ніж при 26 циклах. «Непояснених даних» вже 19%, кореляція складає 0,983 й інші похибки теж значно зросли.

Побудувавши нейронні мережі з іншими параметрами, можна отримати дещо змінені статистики (графі 3-6).

Описові статистики для мереж з 26 і 27 циклами спостережень при різних параметрах нейронних мереж

Номер варіанту даних	1		2		3	
	26 циклів	27 циклів	26 циклів	27 циклів	26 циклів	27 циклів
Номерстовця даних	1	2	3	4	5	6
Середнє	5,461	6,201	5,933	6,201	5,246	5,510
Статичні відхилення даних	4,295	4,276	4,178	4,276	4,338	4,454
Середні похибки	0,003	0,617	-0,069	0,206	0,012	0,009
Статистичне відхилення похибки	0,170	0,816	0,269	0,615	0,197	0,402
Середня абсолютна похибка	0,079	0,754	0,207	0,443	0,116	0,255
Відносні статистичні відхилення	0,040	0,191	0,064	0,144	0,045	0,090
Кореляція	0,999	0,983	0,998	0,990	0,999	0,995

Можна побудувати і інші моделі, які ще краще будуть описувати ці закономірності, але в них залишиться одна загальна риса – при рівних умовах для 27 спостережень всі статистики будуть гіршими, ніж для 26 спостережень. Досліди показують, що як що цей ряд був би на 200 спостережень довшим, ця закономірність також зберігається. В першу чергу це пов'язано з тим, що виміри 27 циклу «випадають» із загальної закономірності.

Для наочності на рис. 2 наведено графіки відхилень для іншої залежності за першим і другим варіантом даних (при інших параметрах мережі – загальний вид, величини похибок і їх розподіл, можуть значно змінюватись, але перший варіант завжди буде дещо кращім).

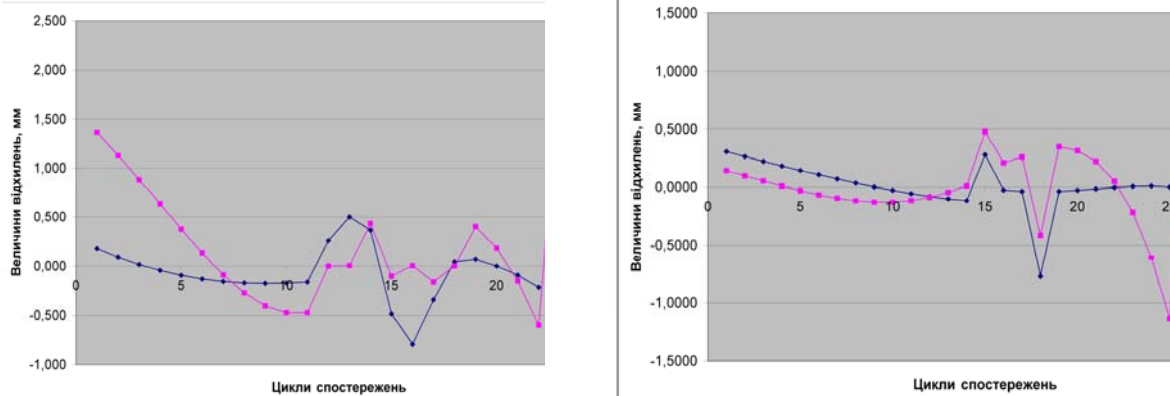


Рис. 2. Графіки відхилень

Зрозуміло, що розглянута закономірність занадто проста, і не може існувати при реальних спостереженнях. У реальних складних закономірностях вже неможливо «на око» визначити, чи випадає із закономірності те чи інше спостереження (рис. 3).

На рис. 3 показано по вертикалі величини відхилень, а по горизонталі – кількість даних.

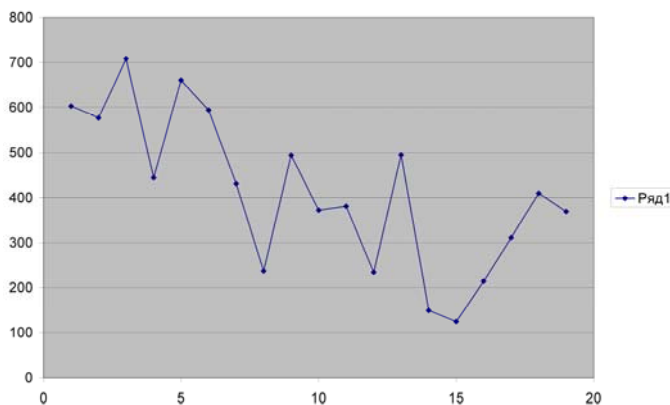


Рис. 3. Графік величин відхилень

Висновки та напрям подальших досліджень. У результаті досліджень встановлено, що для вирішення цієї задачі найбільш раціональним є застосування нейромережових алгоритмів опрацювання даних, а за зміною статистичних характеристик можна робити висновок про наявність чи відсутність аномалій у зрушенні.

Для цього необхідно визначити критерії, при яких зростання помилок буде означати небезпечні деформації.

Важливою задачею є також визначення оптимального способу створення нейронних мереж для прогнозування в маркшейдерії. За загальним видом графіка деформацій встановлено, що обробка нейронними мережами таких «сирих» даних, які використані у роботі, малоефективна через занадто малу їх кількість і значні коливання досліджуваної величини.

Тому, щоб обійти цей недолік пропонується обробку 20 реперів вести одночасно.

Список літератури

1. Нейронные сети. STATISTJCA Neural Networks: Методология и технологии современного анализа данных / Под редакцией В. П. Боровикова. - 2-е изд., перераб. и доп. – М.: Горячая линия - Телеком, 2008. - 392 с., ил.
2. **Боровиков В.** STATISTICA. Искусство анализа данных на компьютере: Для профессионалов. 2-е изд. (+CD) - СПб. Питер, 2003. – 688с

Рукопис подано до редакції 19.09.13

УДК 624.04

Р.А. ТИМЧЕНКО, д-р техн. наук, проф., Д.А. КРИШКО, канд. техн. наук,
Криворожский национальный университет

ОСОБЕННОСТИ СОВМЕСТНОГО РАСЧЕТА СИСТЕМЫ «ОСНОВАНИЕ – ФУНДАМЕНТ – ВЕРХНЕЕ СТРОЕНИЕ» ВЫСОТНЫХ ЗДАНИЙ

Рассмотрены особенности совместного расчета системы «основание–фундамент–верхнее строение», проанализированы основные подходы, а также сложности, возникающие в процессе проектирования и эксплуатации.

Постановка проблемы. С развитием проектирования и строительства высотных зданий возникла необходимость исследований и поиска их оптимальных решений. На современном этапе строительства увеличение этажности застройки в городах привело к освоению территорий со сложными геологическими и гидрогеологическими условиями и вызвало много инженерных проблем [1-3].

В первую очередь, строительство высотных зданий и сооружений способствует увеличению нагрузок и сложных воздействий на основание и фундаменты, что вызывает необходимость применения новых видов конструкций и решение нестандартных усложненных задач. Кроме того, строительство высотных зданий и многоярусных подземных паркингов вызывает в ряде случаев деформации построенных сооружений и, как следствие, частичное или полное их разрушение [4,5].

Эти обстоятельства ставят совместный расчет системы «основание - фундамент - верхнее строение» для высотных зданий одним из наиболее критичных вопросов относительно оценки рисков и оптимизации сроков строительства. Следовательно, изучение инженерно-геологических условий и определение параметров проектирования играют важную роль в создании наиболее эффективного и экономичного проекта сложного высотного здания [6,7].

При расчете системы «основание - фундамент - верхнее строение» в массиве грунта формируется напряженно-деформированное состояние (НДС), которое трансформируется в пространстве и во времени в период строительства и эксплуатации высотного здания. Это обусловлено многочисленными факторами и, в первую очередь, особенностями физико-механических свойств грунтов в массиве, к которым относятся: физическая и геометрическая нелинейность, неоднородность, анизотропность, пластичность и ползучесть, многофазность. Принимая во внимание особенности технологии возведения зданий (позтапность), учет этих свойств при количественной оценке НДС системы „основание - фундамент - верхнее строение» возможен лишь численным методом [8-10].

Цель исследования. Основной задачей совместных расчетов является использование последних достижений в области механики грунтов и расчета конструкций здания. Моделирование пространственного массива основания и здания осуществляется с помощью метода конечных элементов (МКЭ). Целью таких исследований является оценка основных исходных данных влияющих на устойчивость всего здания таких, как инженерно-геологические характеристики грунтов; сложная геометрия возводимого здания; пространственная совместная работа грунта основания с учетом физической нелинейности и надземной конструкции; влияние жесткости конструкций здания на перераспределение неравномерности деформаций основания. Оценка этих параметров в расчетах возможна только на основании совместных пространственных рас-