Список літератури

1. Звіт Міністерства енергетики України про виконання завдання з видобутку рядового вугілля за грудень 2019 р. [Електронний ресурс]. – 2020. – Режим доступу до ресурсу: http://mpe.kmu.gov.ua/minugol/control/publish/article?art_id=245435525
2. **Калініченко О. В.** Фізичне моделювання стійкості масиву при формуванні та підтримці підземних гірничих виробок / **О. В. Калініченко** // Вісник Криворізького національного університету: зб. наук. праць. – Кривий Ріг, 2018. – Вип. 47. – С. 97 – 102.
3. **Бабец Д. В.** Численное моделирование влияния поверхности трещин при оценке прочности породного массива / **Д. В. Бабец, Е. А. Сдвижкова, Д. О. Сосна** // Вісник Криворізького національного університету. – 2018. – Вип. 47. – С. 169 – 175.
4. **Мануйленко Р. И.** Расчет напряженно-деформированного состояния и газонасыщенности массива при выемке угольного пласта / **Р. И. Мануйленко, И. А. Турбор** // Гірничий вісник. – 2014. – Вип. 97. – С. 301 – 305.
5. **Бугаева Н. А.** Исследование напряженно-деформированного состояния массива горных пород вокруг длинного очистного забоя. Настройка модели / **Н. А. Бугаева, Ю. М. Селезнева, И. В. Назимко** // Вісник Криворізького національного університету. – 2012. – Вип. 32. – С. 114 – 118.
6. **Мартовичий А. В.** Исследование параметров обрушения сложноструктурного породного массива при движении лавы от монтажной камеры на ПСП «шахта Степная» ПАО «ДТЭК Павлоградуголь» / **А. В. Мартовичий** // Вісник Криворізького національного університету. – 2012. – №31. – С. 54 – 59.
7. Механизм сдвижения породных слоев над выработанным пространством / **Н. И. Лобков, С. В. Козырь, Л. Н. Крижановская, Р. М. Арутюнян** // Наукові праці УкрНДМІ НАН України. – 2015. – №15. – С. 21 – 30.
8. **Manchao H.** Longwall mining «cutting cantilever beam theory» and 110 mining method in China – The third mining science innovation / **H. Manchao, Z. Guolong, G. Zhibiao** // Journal of Rock Mechanics and Geotechnical Engineering. – 2015. – №24. – С. 31 – 41.
9. Исследование нагружения крепи очистного комплекса в сложных горно-геологических условиях / **В. И. Бондаренко, И. А. Ковалевская, М. В. Барабаш, В. Г. Черватюк**. // Уголь Украины. – 2015. – №6. – С. 31 – 35.
10. Stress changes around collapse column and the control technology by directly passing operation in longwall working face / [**C. Zhang, S. Tu, Q. Bai** та ін.]. // Journal of China University of Mining and Technology. – 2014. – №43. – С. 974 – 980.
11. **Suchowerska A.** Prediction of roof collapse of rectangular underground openings using two forms of the Mohr-Coulomb failure criterion / **A. Suchowerska, J. Hambleton, J. Carter** // AusRock 2014: Third Australasian Ground Control in Mining Conference. – 2014. – С. 11 – 31.
12. **Симанович Г. А.** К вопросу нагружения крепи очистных комплексов в сложных горно-геологических условиях / **Г. А. Симанович, Д. С. Астафьев, А. С. Гусев** // Mining of mineral deposits. – 2013. – №7. – С. 81 – 85.
13. **Власов, С.Ф.** Пространственное моделирование геомеханических процессов при подземной разработке месторождений: моногр. / **С.Ф. Власов, А.А. Сидельников**. – Д.: Национальный горный университет, 2012. – 222 с.
14. **Singh G.** A numerical modeling approach for assessment of progressive caving of strata and performance of hydraulic powered support in longwall workings / **G. Singh, U. Singh** // Computers and Geotechnics. – 2009. – №36. – С. 1142 – 1156.
15. **Verma A.** Statistical And Neural Regression Approach For Prediction of Longwall Chock-shield Support Pressure / **A. Verma, D. Deb** // 11th Congress of the International Society for Rock Mechanics. – 2007. – С. 1 – 4.

Рукопис подано до редакції 01.10.2020

УДК 528.48

А.О. АННЕНКОВ, канд. техн. наук, доц.

Київський національний університет будівництва і архітектури

ЗАСТОСУВАННЯ МЕТОДУ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ ПРИ ГЕОДЕЗИЧНОМУ МОНІТОРИНГУ ІНЖЕНЕРНИХ СПОРУД

Мета. Метою даної роботи є аналіз використання штучних нейронних мереж при геодезичному моніторингу інженерних споруд, а також знаходження оптимальної кількості нейронів, які максимально точно та якісно характеризують деформаційний процес.

Методи. Дослідження виконувалось на комплексі промислових об'єктів ММК «Азовсталь», де була створена геодезична система моніторингу інженерних споруд комбінату. Система складається з наступних елементів: 3 опорних геодезичних пункта примусового центрування у вигляді металевих трубчастих опор; 12 осадочних реперів, які закріплені у цоколь будівлі; 25 деформаційних марок, розташованих на несучих конструкціях будівлі; нівелір; тахеометр. На протязі 2,5 років виконувалось спостереження за деформаціями будівель та споруд з виявленням вертикальних осадок та планових здвигів споруд. Результати зйомок були оброблені спочатку стандартними функціями математичної статистики, а потім за допомогою методу нейронних мереж. Для цього використовувався модуль MATLAB. Була створена ШНМ, виконано її навчання, проведено моделювання та тестування, вибрані входні, скриті

та вихідні нейрони. У якості нейронної мережі прийнята мережа радіальних базисних ліній. Оцінка роботи ШНМ була виконана за допомогою матриці неточностей.

Наукова новизна. Досліджено найбільш придатну для моніторингу споруд ШНМ радіальних базисних ліній та визначена оптимальна кількість нейронів, які з максимальною точністю описують деформаційний стан споруди.

Практична значимість. Наукові дослідження використовуються в системах геодезичного моніторингу крупних промислових об'єктів Української індустрії.

Результати. Отримані результати дозволяють стверджувати, що оптимальною кількістю нейронів у прихованому шарі є 10. За таких умов забезпечується практично однакова точність апроксимації даних (СКП = 1,5 мм), точність підтвердження моделі (СКП = 1,5 мм) та точність перевірки моделі (СКП = 3,1 мм). При збільшенні кількості нейронів, практично необмежено підвищується точність апроксимації, проте точність перевірки моделі стрімко знижується. Для кількості нейронів рівній розміру вибірки СКП перевірки моделі перевищує 15 мм. Загалом, модель на 10-ти нейронах правильно відтворює коливальний характер деформаційного процесу і за умови включення до цієї моделі додаткових даних (дія технологічного обладнання, колювання температури тощо) дозволяє найбільш повно і достовірно описати деформаційний процес.

Ключові слова: моніторинг споруд, деформація будівельної конструкції, штучна нейронна мережа.

doi: 10.31721/2306-5451-2020-1-51-8-16

Проблема та зв'язок її з науковими та практичними задачами. На сьогоднішній день в умовах стрімкого розвитку інженерної науки, гострим питанням стає розробка нових та вдосконалення існуючих методів та засобів обробки інформації, яку отримують в процесі геодезичного моніторингу за станом інженерних споруд. Розвиток нового обладнання та програмного забезпечення обумовлює пошук новітніх математичних методів обробки інформації, які забезпечать достатню точність та високу якість отриманих результатів.

На ряду з класичними методами обробки інформації, які інженери використовують у своїх розрахунках, на початку двадцять першого сторіччя з'являється метод обробки інформації, який спирається на досягнення нейробіології. Потужним стимулом для дослідження в області штучних нейронних мереж (ШНМ), які є нелінійними системами, послужило те, що в багатьох інженерних задачах процес деформації інженерних споруд не можливо описати з достатньою точністю лінійною алгеброю і, навіть, поліномом. До того ж, застосування параметричних методів не завжди можливо, оскільки призводить до значного погіршення якості обробки інформації, тому що використані при синтезі системи моделі, в тому числі пропозиції о виді розподілу, не відповідають дійсності. В умовах малочисельних навчаючих вибірок класичні непараметричні методи також стають недостатньо ефективними.

Аналіз досліджень та публікацій. Вивчення штучних нейронних мереж розпочалось нещодавно з праць У. Маккалока та У. Піттса (1943р.), які й сформували поняття «нейронна мережа». Дослідженням ШНМ також займалися такі провідні вчені як Н. Вінер, Д. Хебб, Ф. Розенблатт, Т. Кохонен, Дж. Андерсон та інші. Використання ШНМ в інженерній науці розвивається великими темпами. В статті [1] запропоновано математичну модель певного технологічного процесу з урахуванням наявності інформації про її характеристики. Автори розглянули математичний апарат під назвою «Системний аналіз», який з достатньою точністю може охарактеризувати модель моніторингу споруди. В статті [2] автори довели можливість врахувати вплив рефракції та гравітаційного поля Землі на точність тригонометричного нівелювання і визначити відхилення прямовисних ліній із двостороннього тригонометричного нівелювання. Запропонований підхід дає змогу підвищити точність геодезичних спостережень при моніторингу споруд. В статті [3] аналізуються різні моделі побудови моделей моніторингу залежно від умов забезпечення спостережень наземних пунктів, розташованих в зоні розміщення об'єкта будівництва. В статті [6] використання штучних нейронних мереж для розв'язку задачі класифікації, яка полягає у створенні бінарного класифікатора та дослідження точності його роботи. В статтях [4, 5, 7-14] автори розкривають суттєву перевагу ШНМ при опису деформаційних процесів будівель та споруд над іншими математичними моделями.

Оскільки моніторинг будівель та споруд є дуже важливою інженерною діяльністю, то головним завданням є покращення ефективності цього управління. Невирішеними залишаються питання застосування методів, за допомогою яких можна досягти цієї ефективності.

Постановка задачі. Основними цілями даної статті є:

вивчення принципів дії штучних нейронних мереж в процесі моніторингу інженерних споруд;
дослідження їх функцій та позитивних і негативних сторін;

порівняльний аналіз та обґрунтування застосування штучних нейронних мереж для моніторингу інженерних споруд.

Викладення матеріалу та результати. На сьогоднішній день впровадження нових технологій у різних галузях не обходиться без застосування штучного інтелекту. У більшості досліджень при детальному розгляді можна знайти класичні постановки завдань для нейронних мереж.

На даний час найбільш поширене застосування ШНМ полягає в задачах розпізнавання образів, оптимізації, прогнозування тощо. Практичне застосування ШНМ пов'язане з вирішенням задач у багатьох сферах інженерної науки.

Коротко розглянемо математичні співвідношення для типової моделі нейрона (рис. 1).

Рис. 1. Співвідношення для типової моделі нейрона

Позначимо через $x = (x_1, \dots, x_n)^T$ вектор значень ознак образу, що розпізнається нейроном. Активність нейрона z можна представити у вигляді зваженої суми входів:

$$z(w, x) = \sum (w_i x_i) = w^T x,$$

де $w = (w_1, w_2, \dots, w_n)^T$ - вектор вагових коефіцієнтів.

Для отримання сигналу на виході (аксоні) зважена сума (активність) повинна перевищувати порогове значення T . Тобто:

$$z(w, x) = w^T x - T.$$

З використанням розширених векторів зважену суму входів або активність нейрона можна представити:

$$z(w, x) = \sum (w_i x_i) - T = (w_0 = -T, w_1, \dots, w_n)^T (x_0 = 1, x_1, \dots, x_n) = w^T x.$$

Вихід нейрона визначається функцією активації або виходу $y = S(z)$, яка визначається внутрішньою активністю z .

Результуючу реакцію формального нейрона можна представити у вигляді функції перетворення нейрона

$$y = S(z(w, x)) = A(w, x).$$

З попереднього зрозуміло, що величезне значення для функціонування нейрона має функція активації. Існує велика кількість функцій активації. Для вирішення задач інтерполяції та апроксимації функцій застосовують лінійну або сигмоподібну функції активації

$$SG(z) = \exp(-z^2/\sigma^2).$$

Таку функцію активації або виходу мають, нейрони прихованого шару в нейромережах радіальних базисних функцій, які найкращим чином підходять до вирішення задач апроксимації.

Однією з основних властивостей ШНМ є здатність до навчання. Принципово існує декілька підходів до навчання ШНМ. Ми в подальшому будемо використовувати принцип, що базується на підході, коли в процесі навчання змінюються ваги зв'язків між нейронами.

Важливою ознакою класифікації нейронних мереж є наявність зворотних зв'язків:

мережі без зворотних зв'язків (FeedForward-Net або FF-Net) – графи без петель;

рекурентні мережі або мережі із зворотнім зв'язком (Feedback-Net або FB-Net).

В найбільш розповсюджених мережах першого класу - багатошарових перцептронах нейрони розташовані шарами і мають однонаправлені зв'язки між шарами.

В мережах з прямим розповсюдженням інформації виділяють FF-мережі першого та FF-мережі другого порядку. В FF-мережах першого порядку є зв'язки лише між нейронами шару

$N(i)$ до нейронів шару $N(i+1)$. В FF-мережах другого порядку існують зв'язки від нейронів шару $N(i)$ до нейронів шару $N(i+k)$.

Іншим прикладом мереж з прямим розповсюдженням інформації є мережі радіальних базисних функцій – RBF-мереж. Мережі радіальних базисних функцій є спеціальним типом нейронних мереж з прямими зв'язками. Основне їх призначення – апроксимація і інтерполяція багатовимірних функцій. Скільки завгодно точна апроксимація функцій досягається при цьому шляхом комбінації радіально симетричних функцій.

RBF-мережа містить один вхідний шар, один прихований шар нейронів, число яких зазвичай відповідає числу елементів в навчальній послідовності, і один вихідний шар з одного або декількох нейронів. На рис. 2 єдиний вихідний нейрон видає значення функції

$$y = f(x) = f(x_1, x_2, \dots, x_n).$$

Таким чином, за своєю будовою RBF-мережі – це двошарові FF-мережі першого порядку. Вхідний вектор x передається на нейрони прихованого шару. При цьому кожен нейрон прихованого шару отримує повну інформацію про вхідний вектор x . Кожен нейрон прихованого шару розраховує значення одновимірної функції h_i (наприклад, Гауса)

$$h_i(x) = \exp[-(\|x - x_i\|)^2 / (2\sigma_i^2)], \quad (1)$$

де x – вхідний вектор, x_i – i -а опорна точка, σ_i – параметр розсіювання для функції h_i .

Радіальні базисні функції h_i виконують попереднє оброблення вхідних векторів, визначаючи їх близькість до центрів x_i . Вихідні значення $h_i(x)$ – це ступені подібності між вхідним вектором x і окремими центрами x_i . На основі значень $h_i(x)$ визначається зважена сума.

Центри x_i визначаються на основі навчальної послідовності і мають ту ж розмірність n , що і вхідний вектор. Параметр σ_i визначається експериментально. Рис. 2 ілюструє принцип роботи нейрона прихованого шару.

З формули (1) отримуємо, що вихід нейрона i прихованого шару тим більше, чим ближче поточний вхід x до центру x_i . Вихід f RBF-мережі визначається у вигляді зваженої суми

$$f(x) = y = \sum (c_i h_i(x)).$$

Нейрони вихідного шару утворюють, лінійну комбінацію виходів нейронів прихованого шару (hidden layer). Їх функція активації або виходу – це радіальна базисна функція.

Одновимірні RBF-мережі можуть бути узагальнені на багатовимірні функції. В цьому випадку у вихідному шарі розміщуються m нейронів по числу функцій, що апроксимуються (або інтерполюються), причому значення на виході j -го нейрона вихідного шару визначаються наступним чином

$$y_j = \sum c_{ij} h_i / \sum h_i.$$

У RBF-мережах як опорні точки можуть бути використані образи навчальної послідовності. В нашому випадку образами навчальної послідовності є залишкові відхилення на опорних точках, що отримані після виключення загальної систематичної похибки. RBF-мережа в порівнянні з іншими нейромережами має суттєві переваги.

По-перше, функція активації або виходу прихованого нейрона набуває великих значень лише в тих випадках, коли вхідний образ знаходиться поблизу від опорної точки цього нейрона. Для входів поза областю образів навчальної послідовності, мережа формує лише невеликі значення на своїх виходах. По-друге, проста структура RBF-мереж, робить можливим прямий (не ітеративний) розрахунок ваг мережі. У цьому – її велика перевага в порівнянні з іншими типами нейронних мереж, які в більшості випадків використовують трудомісткі рекурентні алгоритми навчання.

Ефективність ШНМ була експериментально досліджена при геодезичному моніторингу промислових об'єктів ММК «Азовсталь» у м. Маріуполь. Опорна геодезична мережа, у вигляді трьох пунктів з примусовим центруванням була закріплена з трьох сторін цеху заводу (рис. 2). Осадочні та деформаційні марки закріплені безпосередньо на будівлі в рівні фундаменту.

Рис. 2. Пункти опорної мережі геодезичної системи моніторингу (а); осадочні марки (б); деформаційні марки (в)

Дослідження деформацій будівлі виконувалось на протязі 2,5 років з частотою в 1 місяць. За результатами геодезичного моніторингу виконаємо моделювання та прогнозування переміщень будівлі різними математичними методами.

Перш за все побудуємо декілька моделей за стандартною схемою методу найменших квадратів та оцінимо параметри найбільш розповсюджених у практиці спостереження за переміщеннями моделей: поліноміальної, експоненціальної та тригонометричної. Результати моделювання наведено на рис. 3.

За отриманими моделями спостережень ми отримали СКП 3,1мм. Попри достатньо хороші результати, одразу впадає в око той факт, що виміряні переміщення коливаються відносно модельної кривої. Підвищення степеня поліному або будь-якої іншої кривої веде до зниження точності визначення коефіцієнтів, а отже не дозволяє повною мірою моделювати фізичний процес переміщень.

Рис. 3. Графік моделювання переміщень методами найменших квадратів

Використаємо стандартну нейронну мережу для моделювання переміщень з одним прихованим шаром.

При моделюванні даних за допомогою нейронних мереж найбільш важливим питанням є визначення оптимальної кількості нейронів у прихованому шарі. Можна рекомендувати скористатися наступним виразом для розрахунку кількості нейронів:

$$mN / (1 + \log_2 N) \leq m(N/m + 1)(n + m + 1) + m,$$

де n - кількість вхідних нейронів ($n = 1$); m - кількість вихідних нейронів ($m = 1$); N - кількість елементів у навчальній вибірці ($N = 32$); L_w - кількість синаптичних ваг.

Кількість нейронів у прихованому шарі буде

$$L = L_w / (n + m) \rightarrow 12 \leq L \leq 328.$$

Виконаємо дослідження якості і точності моделювання вертикальних переміщень для різної кількості нейронів, побудуємо мережі з 5, 10, 20, 30 та 40 нейронів. Результати моделювання наведено на рис. 4-10.

Рис. 4. Графік виміряних та оцінених ШНМ переміщень на 5-ти нейронах

Рис. 5. Гістограма розподілу відхилень за результати моделювання ШНМ на 5-ти нейронах

Рис. 6. Графік виміряних та оцінених ШНМ переміщень на 10-ти нейронах

Рис. 7. Гістограма розподілу відхилень за результати моделювання ШНМ на 10-ти нейронах

Рис. 8. Графік виміряних та оцінених ШНМ переміщень на 20-ти нейронах

Рис. 9. Графік виміряних та оцінених ШНМ переміщень на 30-ти нейронах

Рис. 10. Графік виміряних та оцінених ШНМ переміщень на 40-а нейронах

Висновки та напрями подальших досліджень. Отримані результати дозволяють стверджувати, що деформаційний процес інженерних споруд є досить складною в математичному аспекті моделлю. Обробка класичними методами математичної статистики призводить до погіршення точності результатів прогнозування деформацій споруд. Навіть збільшення ступеня поліному не покращує результату, а навпаки призводить до математичного навантаження процесу обробки та зниженню точності. Найкращим методом обробки результатів моніторингу споруд є методи нейронних мереж. Доведено, що оптимальною кількістю нейронів у прихованому шарі є 10. За таких умов забезпечується практично однакова точність апроксимації даних (СКП = 1,5 мм), точність підтвердження моделі (СКП = 1,5 мм) та точність перевірки моделі (СКП = 3,1 мм). При збільшенні кількості нейронів, практично необмежено підвищується точність апроксимації, проте точність перевірки моделі стрімко знижується. Для кількості нейронів рівній розміру вибірки СКП перевірки моделі перевищує 15 мм. Загалом, модель на 10-ти нейронах правильно відтворює коливальний характер деформаційного процесу і за умови включення до цієї моделі додаткових даних (дія технологічного обладнання, коливання температури тощо) дозволяє найбільш повно і достовірно описати деформаційний процес.

Список літератури

1. Д.В. Бровко, В.В. Хворост, В.В. Кононенко. Построение системы мониторинга надежности элементов зданий и сооружений поверхностного комплекса шахт на базе оценки энтропии. Гірничий вісник, вип. 107, 2020. С. 73-83.
2. П. Д. Двудіт, З. Двудіт, І.С. Сідоров. Визначення відхилень прямовисних ліній з використанням тригонометричного нівелювання та GNSS вимірювань. Міжвідомчий науково-технічний збірник «Геодезія, картографія і аерофотознімання» 2019. Вип. 89. С. 12-19.
3. П. І. Баран. Методи непрямої передачі координат пунктів внутрішньої геодезичної мережі будівлі на монтажний горизонт. Міжвідомчий науково-технічний збірник «Геодезія, картографія і аерофотознімання» Випуск 90, 2019, С. 12-18.
4. П. І. Баран. Ефективні методи апроксимації та прогнозування осідань інженерних споруд. Міжвідомчий науково-технічний збірник «Геодезія, картографія і аерофотознімання» 2018; Випуск 87. С. 5-15
5. Баран П. І. Врахування температурної деформації при вимірюванні горизонтальних і вертикальних зміщень інженерних споруд. Вісн. Геодез. та картогр. 2007. Вип. №4. С. 14–20.
6. Рудий Р. Застосування штучних нейронних мереж для класифікації ділянок поверхні з певним рельєфом. Геодезія, картографія і аерофотознімання : міжвідомчий науково-технічний збірник . 2016. Вип. 83. С. 124–132.
7. Chibiriakov V., Shults R., Bilous M. The Method of Accuracy Calculation for Deformations Monitoring for Subway Tunnels during Construction. Bulletin of Donetsk National Technical University, pp. 7.
8. Chrzanowski A. Optimization of the Breakthrough Accuracy in Tunneling Surveys. The Canadian Surveyor, Vol. 35, No 1, pp. 5- 16.
9. Chrzanowski A., Yong C. I. Identification of deformation models in space and time domain. Survey Review, 33(263), pp. 518–528.
10. Pantazis G., Alevizakou E-G. The Use of Artificial Neural Networks in Predicting Vertical Displacements of Structures, International Journal of Applied Science and Technology 3(5): pp. 1–8.

11. Protopapadakis E., Stentoumis C., Doulamis N., Doulamis A., Loupos K., Makantasis K., Kopsiaftis G., Amditis A. Autonomous robotic inspection in tunnels. In: Proc of International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing. – Vol. III-5. – pp. 167-174.
12. Scaioni M., Barazzetti L., Giussani A., Previtali M., Roncoroni F., Alba M.I. Photogrammetric techniques for monitoring tunnel deformation. Earth Science Informatics, Vol. 7, Issue 2, pp. 83–95.
13. Trevor Greening W. J, Robinson G.L., Robbins J.S., Ruland R.E. Control Surveys for Underground Construction of the Superconducting Super Collider. Stanford Linear Accelerator Center. pp. 267-274.
14. van Gosliga R., Lindenbergh R., Pfeifer, N. Deformation Analysis of a Bored Tunnel by Means of Terrestrial Laser Scanning. In: Proc of International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing. – Vol. XXXV. – pp. 167-172.

Рукопис подано до редакції 01.10.2020

УДК 622.8.012.2:658.382.3

Д.А. НОСАЛЬ, менеджер, Ю.Н. ТРУБНИКОВ, руководитель

ЧАО «ДТЭК Павлоградуголь»

В.Г. ШЕВЧЕНКО, д-р техн. наук, проф.

Институт геотехнической механики им. Н.С. Полякова НАН Украины

ОПРЕДЕЛЕНИЕ ЧАСТОТЫ НАРУШЕНИЙ ПО ОСНОВНЫМ ТРАВМИРУЮЩИМ ФАКТОРАМ НА УГОЛЬНЫХ ШАХТАХ

Цель. Определение частоты нарушений по основным травмирующим факторам на угольных шахтах и установление закономерностей влияния количества нарушений, их частоты на уровень травматизма.

Методы. Анализ общего и смертельного травматизма проводился с помощью методов математической статистики, связь между параметрами устанавливалась методом регрессионного и корреляционного анализа.

Научная новизна. Впервые установлены закономерности изменения коэффициента частоты нарушений, числа нарушений и % числа несчастных случаев от количества нарушений, а также взаимосвязи между коэффициентом частоты нарушений и случаями травматизма по основным травмирующим факторам: «шахтный транспорт», «конвейерный транспорт», «машины и механизмы», «пылегазовый режим» и «взрывобезопасность».

Практическая значимость. Разработана методика определения коэффициента частоты нарушений, которая учитывает число нарушений и часы проверок.

Результаты. Проведен анализ общего и смертельного травматизма предприятий ББ Уголь ООО «ДТЭК ЭНЕРГО» за 2019 год по следующим основным факторам: шахтный транспорт, конвейерный транспорт, машины и механизмы, падение при передвижении, обрушение породы, падание предметов, ручной инструмент, другие факторы. Определены закономерности изменения коэффициента частоты нарушений, числа нарушений и числа несчастных случаев от количества нарушений. В целом по всем предприятиям наибольший коэффициент частоты нарушений наблюдается по факторам «машины и механизмы», «конвейерный транспорт», «шахтный транспорт», наименьший – по факторам «пылегазовый режим» и «взрывобезопасность», что также характерно и для числа нарушений. % числа несчастных случаев от количества нарушений в целом и по фактору «шахтный транспорт» выше, чем по факторам «машины и механизмы» и «конвейерный транспорт». При наличии общих тенденций в преобладании нарушений по тем или иным факторам в целом для ББУ, для каждого конкретного ШУ нельзя сказать об устойчивых тенденциях изменения как коэффициента числа нарушений, числа нарушений и % числа несчастных случаев от количества нарушений. Также нельзя говорить о наличии устойчивой связи между числом нарушений и числом случаев травматизма для каждого конкретного ШУ.

Ключевые слова: безопасность, частота нарушений, случаи травматизма, травмирующие факторы, система управления охраной труда.

doi: 10.31721/2306-5451-2020-1-51-16-24

Проблема и ее связь с научными и практическими задачами. Одним из основных мероприятий по повышению уровня безопасности является внедрение систем управления производством и охраной труда, основанных на управлении рисками, что регламентируется рядом международных стандартов [1-3].

В рамках функционирования системы управления охраной труда (СУОТ) на предприятиях Бизнес-блока Уголь ООО «ДТЭК ЭНЕРГО» разработано и внедрено ряд процедур и методик, направленных на совершенствование СУОТ: процедура идентификации опасностей и оценки рисков в области охраны труда; процедура классификации, анализа и реагирования на опасные действия; методика оценки руководителей угольной шахты в области охраны труда [4-6].