

УДК 614.8.084

**АНАЛИЗ БЕЗОПАСНОСТИ ВЕДЕНИЯ ГОРНЫХ РАБОТ
НА УГОЛЬНЫХ ШАХТАХ ИНДИИ С ПОМОЩЬЮ ВРЕМЕННЫХ РЯДОВ**

А. Моханти, Д. С. Нимаже

*Национальный технологический институт,
E-mail: abinash.nitian@gmail.com, 769008, г. Роуркела, Индия*

Выполнен статистический анализ несчастных случаев, произошедших за 1951–2020 гг. на угольных шахтах Индии. Использовались модель ARIMA, метод двойного экспоненциального сглаживания по Брауну и Хольту, а также прогнозирование с помощью искусственной нейронной сети (ИНС-модель). Установлено, что ИНС-модель наиболее эффективна для обработки собранных данных и прогнозирования несчастных случаев на угольных шахтах Индии, обеспечивая наименьшие значения среднеквадратической и средней абсолютной ошибок.

Прогнозирование несчастных случаев, модель ARIMA, экспоненциальное сглаживание, угольная шахта, искусственная нейронная сеть

DOI: 10.15372/FTPRPI20230619

Горнодобывающая отрасль находится на первом месте по числу профессиональных заболеваний и производственных несчастных случаев из-за опасной среды ведения работ. Усложнение технологий и увеличение количества разнородного оборудования и технических устройств привело к тому, что соблюдение норм промышленной безопасности стало важнейшим вопросом, которому уделяется большое внимание [1–3]. На предприятиях развивающихся стран принимаются все соответствующие меры по обеспечению безопасности на рабочих местах [4]. Однако несмотря на большое количество действий, предпринятых за последние десятилетия, данный вопрос остается основным для угледобывающей отрасли [5].

Пренебрежение нормами промышленной безопасности приводит к тяжелым производственным травмам, в том числе со смертельным исходом. Помимо вреда жизни рабочих, аварии приводят к повреждению оборудования, снижению темпа производства, обострению социальных проблем, а также снижению репутации горнодобывающего предприятия [6]. Подобных потерь можно избежать за счет совершенствования стандартов безопасности на горнодобывающих предприятиях, затраты на внедрение которых значительно меньше затрат на ликвидацию последствий несчастных случаев [7]. Инвестирование в аварийно-спасательное оборудование, обучение и образование рабочих, а также в совершенствование технологического процесса и транспортно-технологических машин позволит снизить число производственных несчастных случаев [8].

Угледобывающая промышленность играет значимую роль в энергетической отрасли, строительстве и обрабатывающем производстве. К 2040 г. уголь будет удовлетворять ~22 % мировых энергетических затрат. В настоящее время около 70 % стали в мире произведено с его использованием [9]. В Индии уголь — важнейшее полезное ископаемое, основной источник энергии на электростанциях и в домашних хозяйствах. В угледобывающей промышленности Индии задействовано более 600 тыс. чел., поэтому обеспечение промышленной безопасности крайне актуальная задача [10].

Горнодобывающий сектор вносит значительный вклад в экономику Индии. Она занимает третье место по совокупному потреблению энергии после Китая и США, по экспорту и домашнему потреблению угля — второе место после Китая [11], по общему объему запасов угля — пятое место после США, России, Австралии и Китая [12]. За 2020–2021 гг. компанией Coal India Limited и ее дочерними организациями добыто 716.01, компанией Singareni Collieries Company Limited — 50.58 млн т угля [13]. По производству стали Индия занимает второе место, по производству цинка — третье, по производству алюминия, обогащения железной руды, свинца и хромита — четвертое, по обогащению бокситов — пятое место [14].

При открытой и подземной добыче угля безопасность рабочих весьма приоритетна. Для совершенствования стандартов безопасности в угледобывающей отрасли необходимо понимать природу несчастных случаев на шахтах и их изменение со временем [15]. На протяжении нескольких десятилетий анализ по временным рядам — наиболее эффективный метод прогнозирования будущих несчастных случаев на основе исторических данных [16]. В последние годы используются методы, основанные на анализе временных рядов на базе нечеткой логики или на базе искусственных нейронных сетей. Прогнозирование по временным рядам успешно применяется в следующих областях: транспорт; экология; медицина; авиация; машинное обучение; разработка программного обеспечения; прогнозирование солнечного излучения; разведка нефтяных месторождений; прогнозирование засух и наводнений и т. д.

Для точного прогнозирования числа несчастных случаев на основе исторических данных проанализированы различные модели по временным рядам: ARIMA (авторегрессионная интегрированная скользящая средняя модель), двойное экспоненциальное сглаживание по Брауну и Хольту, а также искусственная нейронная сеть (ИНС-модель). Точность разработанных моделей подтверждена с помощью средней абсолютной (MAE) и среднеквадратической (RMSE) ошибок. Валидация выполнена по среднему относительному отклонению (AAPD), что позволило выбрать модель с наиболее значимым и адекватным согласованием. Статистический анализ выполнен в программном обеспечении (ПО) IBM SPSS Statistics версии 24 и ПО Zaitun time series версии 0.1.4.

МАТЕРИАЛЫ И МЕТОДЫ

Использовались данные об авариях на угольных шахтах Индии, предоставленные Главным управлением безопасности на объектах недропользования (DGMS) в виде ежегодных отчетов за 1951–2020 гг. [15, 17–19]. Статистическими методами проанализированы наблюдения, собранные через дискретные, равные по времени интервалы [20]. Если X_t — число несчастных случаев за месяц t , то X_{t-1} — их число за предшествующий месяц. Цель прогнозирования — определение значений X для будущих интервалов времени X_{t+1} на основе известных X для настоящего и прошлого.

Авторегрессионное моделирование представляет собой прогнозирование будущих значений на основе прошлых значений временных рядов, скользящее среднее моделирование (МА) — определение будущих значений на основе прошлых ошибок, авторегрессионное скользящее среднее моделирование (ARMA) — определение будущих значений на основе прошлых значений и ошибок [21]. Данные модели требуют стационарных временных рядов, колеблющихся относительно среднего временного инварианта, вариации и автоковариации, являющейся ковариацией между X_t и X_{t-s} (для всех s), которые остаются постоянными во времени.

Большая часть временных рядов относится к нестационарным и требует преобразования в стационарный вид. Для стабилизации вариации часто применяется логарифмическое преобразование. Оно подходит в том случае, когда вариация временных рядов растет пропорционально среднему. Для стабилизации среднего обычно используется дифференцирование. Например, $Z_t = X_t - X_{t-1}$ — результат дифференциации первого порядка. Дифференцирование первого порядка позволяет понизить “дрейф”, но иногда для исключения трендов требуется дифференцирование второго порядка, а также сезонное дифференцирование. Модель ARIMA — разновидность модели ARMA, характеризуется интегрированностью, поскольку выходное значение должно быть проинтегрировано для прогнозирования фактических временных рядов. Совокупность моделей, процессы их интеграции, оценки параметров и диагностической проверки относится к моделям Бокса – Дженкинса [22].

Модель ARIMA — широко используемая статистическая модель [20]. В прошлом ученые анализировали временные ряды без учета влияния нестационарности на результаты выполняемого анализа. Дж. Бокс и Г. Дженкинс в своей работе “Анализ временных рядов: прогнозирование и управление” продемонстрировали преобразование нестационарных данных в стационарные за счет дифференцирования временных рядов.

Рассмотрим модель $ARIMA(p, d, q)$, где p — количество авторегрессионных составляющих; d — порядок дифференцирования для приведения временных рядов в стационарный вид; q — количество отложенных ошибок прогнозирования в соответствующем уравнении [23]. Обобщенное прогнозирующее уравнение имеет вид

$$\hat{y}_t = \mu + \phi_1 y_{t-1} + \dots + \mu + \phi_p y_{t-p} - \theta_1 e_{t-1} - \dots - \theta_q e_{t-q},$$

здесь $\hat{y}_t$ — отклик в интервале времени t ; μ — постоянная; $\phi_1 y_{t-1} + \dots + \phi_p y_{t-p}$ — лаги стационарных временных рядов (из авторегрессионной модели); $\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_p$ — параметры авторегрессии; $y_{t-1}, y_{t-2}, \dots, y_{t-p}$ — отклики при $t-1, t-2, \dots, t-p$; $-\theta_1 e_{t-1} - \dots - \theta_q e_{t-q}$ — лаги ошибок прогнозирования (из скользящей средней модели); $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_q$ — параметры скользящей средней модели.

Цель статистического моделирования — выявление наиболее простой модели, согласующейся с рассматриваемым массивом данных [21]. Разработка эффективной статистически адекватной модели ARIMA осуществляется в три этапа: выбор модели; оценка параметров; диагностическая проверка.

Экспоненциальное сглаживание — часто применяемый метод прогнозирования. В его рамках происходит непрерывное повышение точности прогноза за счет появления новых наблюдений. Наблюдениям присваивается весовое значение, которое экспоненциально уменьшается относительно возраста, т. е. свежие наблюдения получают большие весовые значения по сравнению со старыми [24].

Метод двойного экспоненциального сглаживания (метод экспоненциального сглаживания по Брауну) подходит для моделирования временных рядов, обладающих неким трендом, но без сезонности [25]. Метод характеризуют следующие уравнения:

— одиночное статистическое сглаживание: $S'_n = \alpha Y_n + (1 - \alpha)S'_{n-1}$;

— двойное статистическое сглаживание: $S''_n = \alpha Y_n + (1 - \alpha)S''_{n-1}$;

— оценка прогнозируемого значения m на будущий период с использованием метода двойного экспоненциального сглаживания по Брауну:

$$\hat{Y}_{n+m} = a_n + b_n m, \quad a_n = 2S'_n - S''_n, \quad b_n = \frac{\alpha}{1 - \alpha}(S'_n - S''_n),$$

Y_n — фактическое значение данных для n -го периода; S'_n — одиночное экспоненциальное сглаживание; S''_n — двойное экспоненциальное сглаживание в n -м периоде; α — параметры сглаживания; $\hat{Y}_{n+m}$ — спрогнозированное значение; a_n , b_n — постоянные сглаживания; m — количество периодов прогнозирования.

Метод двойного экспоненциального сглаживания по Хольту аналогичен методу сглаживания по Брауну. Значения тренда сглаживаются с помощью параметров α и β [26]. Уравнения для прогнозирования имеют вид

$$S_n = \alpha Y_n + (1 - \alpha)(S_{n-1} + T_{n-1}),$$

$$T_n = \beta(S_n - S_{n-1}) + (1 - \beta)T_{n-1},$$

$$\hat{Y}_{n+m} = S_n + T_n m,$$

здесь S_n — экспоненциально сглаженный ряд; T_n — значения сглаживающего тренда для n -го периода; α , β — параметр сглаживания для фактических данных и для данных тренда.

Искусственная нейронная сеть представляет собой статистический подход и позволяет решать статистические проблемы в различных областях. В данной работе ИНС-модели создавались с помощью ПО Zaitun time series с внешней библиотекой Encog-CS. Библиотека Encog имеет общедоступную лицензию ограниченного применения (LGPL) и используется для обучения ИНС и роботизированных устройств. Привлекается полносвязная архитектура нейронной сети с прямым распространением в сочетании с алгоритмом обучения обратного распространения [27]. Полученная ИНС-модель — это простая авторегрессионная модель:

$$Y_t = f(Y_{t-1}, Y_{t-2}, Y_{t-3}, \dots, Y_{t-n}),$$

n , Y_t — нейрон во входном и в выходном слое.

Разработана нейронная сеть с одним нейроном во входном слое, десятью нейронами в скрытом слое и одним нейроном в выходном слое. В качестве функции активации со скоростью обучения обратного распространения 0.05 и 0.50 в виде импульса служит сигма-функция. Для определения точности разработанных моделей использовалась средняя абсолютная и среднеквадратическая ошибки, для сравнения эффективности прогнозирования аппроксимированных моделей — относительное отклонение:

$$\Delta = \frac{\text{фактическое} - \text{спрогнозированное}}{\text{фактическое}} 100\%.$$

РЕЗУЛЬТАТЫ И ИХ ОБСУЖДЕНИЕ

Рассматривался массив данных по произошедшим за 1951 – 2020 гг. несчастным случаям. Он анализировался по временным рядам методами ARIMA; двойного экспоненциального сглаживания по Брауну и Хольту; ИНС-моделью. Данные за 1951 – 2015 гг. применялись для обучения ИНС-модели, данные за 2016 – 2020 гг. — для ее проверки. На рис. 1 показано общее число несчастных случаев, произошедших на угольных шахтах Индии за 1951 – 2020 гг. Отчетливо виден нисходящий тренд несчастных случаев по рассматриваемым временным рядам из-за изменений политики промышленной безопасности и ужесточения правил по охране труда со стороны DGMS.

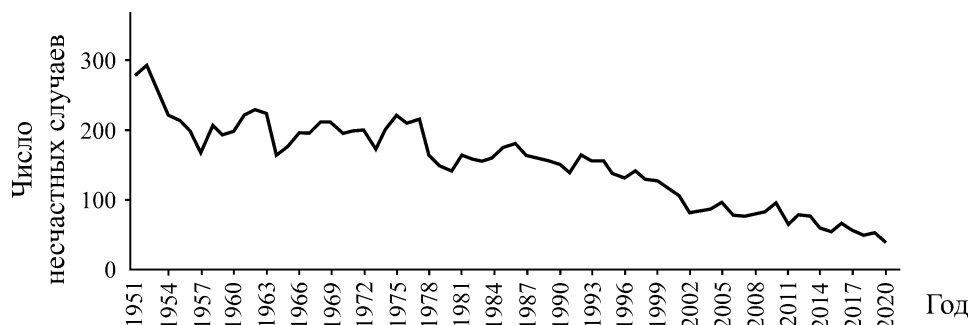


Рис. 1. Распределение числа несчастных случаев на угольных шахтах Индии за 1951 – 2020 гг.

Для временных рядов применялись описанные модели прогнозирования, изучались фактические и спрогнозированные значения. Точность моделей анализировалась по средней абсолютной и среднеквадратичной ошибкам. Результаты анализа ошибок представлены в табл. 1.

ТАБЛИЦА 1. Анализ статистических ошибок прогнозирующих моделей

Ошибка	ARIMA(0, 1, 0)	ARIMA(1, 1, 1)	Модель двойного экспоненциального сглаживания		ИНС-модель
			по Брауну	по Хольту	
MAE	13.80	13.87	14.90	13.43	13.33
RMSE	18.41	18.83	20.48	18.19	17.62

Анализ статистических ошибок показал, что ИНС-модель имеет наибольшую точность (MAE = 13.33, RMSE = 17.62), далее идет двойное экспоненциальное сглаживание по Хольту, затем модель ARIMA(0, 1, 0), построенная в ПО SPSS Modeller Expert. Эти модели взяты для прогнозирования несчастных случаев на угольных шахтах Индии. Их оценка проводилась по среднему относительному отклонению (табл. 2).

ТАБЛИЦА 2. Сравнение между фактическим и спрогнозированным числом несчастных случаев

Год	Число несчастных случаев	ARIMA (0, 1, 0)	Δ , %	Модель двойного экспоненциального сглаживания	Δ , %	ИНС-модель	Δ , %
2016	67	51	23.88	52	22.39	57	14.92
2017	56	64	–14.28	61	–8.93	65	–16.07
2018	49	53	–8.16	54	–10.20	57	–16.32
2019	53	46	13.21	47	11.32	53	0
2020	39	50	–28.21	49	–25.64	55	–41.02
AAPD	—	—	17.54	—	15.69	—	17.66

Несмотря на наименьшее значение AARD, характерное для модели двойного экспоненциального сглаживания по Хольту, ИНС-модель определена как наиболее эффективная ($AARD = 17.66$) с учетом точности и результата ее проверки. Прогноз числа несчастных случаев на угольных шахтах Индии на 2021–2025 гг. по временным рядам, выполненный с помощью трех выбранных моделей, приведен на рис. 2.

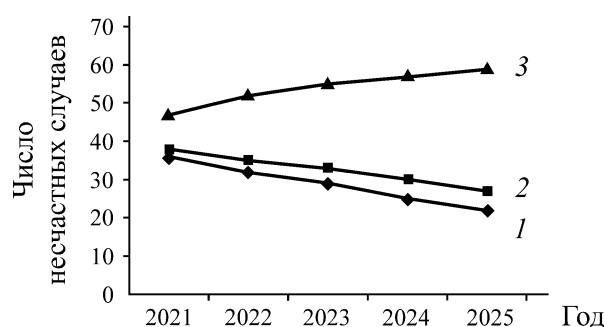


Рис. 2. Прогноз несчастных случаев на угольных шахтах Индии в 2021–2025 гг.: 1 — модель $ARIMA(0, 1, 0)$; 2 — модель двойного экспоненциального сглаживания по Хольту; 3 — ИНС-модель

ВЫВОДЫ

Согласно выполненному статистическому анализу по временным рядам, число несчастных случаев на угольных шахтах Индии уменьшается. Снижение числа несчастных случаев и обеспечение безопасной среды для горных рабочих является принципиальной целью, достижение которой требует развития методологических основ.

Для прогнозирования несчастных случаев на угольных шахтах использовались различные модели анализа по временным рядам, в том числе модель на основе искусственной нейронной сети. По результатам анализа статистических ошибок для прогнозирования выбраны модели $ARIMA(0, 1, 0)$, двойного экспоненциального сглаживания по Хольту и ИНС-модель. Выявлено, что наиболее подходящая модель для прогнозирования несчастных случаев на угольных шахтах Индии — ИНС-модель ($MAE = 13.33$, $RMSE = 17.62$), далее по эффективности отмечаются модели двойного экспоненциального сглаживания по Хольту и $ARIMA(0, 1, 0)$.

Авторы выражают признательность Главному управлению безопасности на объектах недропользования (DGMS) за предоставление необходимых данных по угольным шахтам, а также благодарят директора Национального технологического института (г. Роуркела) за финансовую поддержку в проведении настоящего исследования.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. **Safety** and health at work: A vision for sustainable prevention, Geneva, Int. Labour Organization, 2014. [Электронный ресурс]. URL: https://www.ilo.org/safework/info/publications/WCMS_301214/langen/index.htm.
2. **Jiskani I. M., Ullah B., Shah K. S., Bacha S., Shahani N. M., Ali M., Maqbool A., and Qureshi A. R.** Overcoming mine safety crisis in Pakistan: An appraisal, *Process Saf. Prog.*, 2019, Vol. 38, No. 4. — 12041.
3. **Verma S. and Chaudhari S.** Safety of workers in Indian mines: study, analysis, and prediction, *Saf. Health Work.*, 2017, Vol. 8, No. 3. — P. 267–275.

4. **Amponsah-Tawiah K., Ntow M. A. O., and Mensah J.** Occupational health and safety management and turnover intention in the Ghanaian mining sector, *Saf. Health Work.*, 2016, Vol. 7, No. 1. — P. 12–17.
5. **Zhang Y., Jing L., Bai Q., Liu T., and Feng Y.** A systems approach to extraordinarily major coal mine accidents in China from 1997 to 2011: an application of the HFACS approach, *Int. J. Occup. Saf. Ergon.*, 2019, Vol. 25, No. 2. — P. 181–193.
6. **Mahmoudi S., Ghasemi F., Mohammadfam I., and Soleimani E.** Framework for continuous assessment and improvement of occupational health and safety issues in construction companies, *Saf. Health Work.*, 2014, Vol. 5, No. 3. — P. 125–130.
7. **Asfaw A., Mark C., and Pana-Cryan R.** Profitability and occupational injuries in US underground coal mines, *Accid. Anal. Prev.*, 2013, Vol. 50. — P. 778–786.
8. **Beriha G. S., Patnaik B., Mahapatra S. S., and Padhee S.** Assessment of safety performance in Indian industries using fuzzy approach, *Expert Syst. Appl.*, 2012, Vol. 39, No. 3. — P. 3311–3323.
9. **Coal's contribution.** World Coal Association, 2013. [Электронный ресурс]. URL: <https://www.worldcoal.org/coal-facts/coal-contribution>.
10. **Mandal A. and Sengupta D.** The analysis of fatal accidents in Indian coal mines, *Calcutta statistical association bulletin*, 2000, Vol. 50, No. 1–2. — P. 95–120.
11. **Global energy statistical yearbook**, 2020. [Электронный ресурс]. URL: <https://yearbook.enerdata.net/total-energy/world-consumption-statistics.html>.
12. **Countries with biggest coal reserves**, *Min. Technol.*, 2020. [Электронный ресурс]. URL: <https://www.mining-technology.com/features/feature-the-worlds-biggest-coal-reserves-by-country>.
13. **Production and supplies**, Ministry of Coal, 2021. [Электронный ресурс]. URL: <http://www.coal.nic.in/major-statistics/production-and-supplies>.
14. **Annual report 2020–2021.** Ministry of mines, Government of India, 2021. [Электронный ресурс]. URL: https://mines.gov.in/writereaddata/UploadFile/Mines_AR_2017-18_English_Final%2017052021.pdf.
15. **Kher A. A. and Yerpude R.** Application of forecasting models on Indian coal mining fatal accident (Time Series) data, *Int. J. Appl. Eng. Res.*, 2016, Vol. 11, No. 2. — P. 1533–1537.
16. **Ihueze C. C. and Onwurah U. O.** Road traffic accidents prediction modelling: An analysis of Anambra State, Nigeria, *Accid. Anal. Prev.*, 2018, Vol. 112. — P. 21–29.
17. **Annual Report**, Directorate-General of Mines Safety, Ministry of Labour and Employment, Govt. of India, 2005. [Электронный ресурс]. URL: https://www.dgms.gov.in/writereaddata/UploadFile/DGMS_AR_2005636047833507409750-2005.pdf.
18. **Annual Report**, Directorate-General of Mines Safety, Ministry of Labour & Employment, Govt. of India, 2014. [Электронный ресурс]. URL: https://www.dgms.gov.in/writereaddata/UploadFile/DGMS_Annual_Report_2014_Eng-14.pdf.
19. **DGMS Standard Note**, 01.01.2021, Directorate-General of Mines Safety, Ministry of Labour & Employment, Govt. of India, Dhanbad, India.
20. **Taneja K., Ahmad S., Ahmad K., and Attri S. D.** Time series analysis of aerosol optical depth over New Delhi using Box–Jenkins ARIMA modeling approach, *Atmos. Pollut. Res.*, 2016, Vol. 7, No. 4. — P. 585–596.
21. **Os B., Awoeyo O. O., Akinrefon A. A., and Yami A. M.** On the model selection of road accident data in Nigeria: a time series approach, *Am. J. Res. Commun.*, 2015, Vol. 3, No. 5. — P. 139–177.
22. **Box G. E. and Jenkins G. M.** Time series analysis, control, and forecasting, San Francisco, CA: Holden Day, 1976, Vol. 21. — P. 575.

23. **Makkhan S. J. S., Parmar K. S., Kaushal S., and Soni K.** Correlation and time-series analysis of black carbon in the coal mine regions of India: a case study, *Model. Earth Syst. Environ.*, 2020, Vol. 6, No. 2. — P. 659–669.
24. **Introduction** to time series analysis. NIST/SEMATECH e-Handbook of Statistical Methods. [Электронный ресурс]. URL: <https://www.itl.nist.gov/div898/handbook/pmc/section4/pmc4.htm>.
25. **Hansun S.** A new approach of Brown's double exponential smoothing method in time series analysis, *Balkan J. Electr. Comp. Eng.*, 2016, Vol. 4, No. 2. — P. 75–78.
26. **Nazim A. and Afthanorhan A.** A comparison between single exponential smoothing (SES), double exponential smoothing (DES), Holt's (Brown) and adaptive response rate exponential smoothing (ARRES) techniques in forecasting Malaysia population, *Global J. Mathem. Analysis*, 2014, Vol. 2, No. 4. — P. 276–280.
27. **Fauziah F. N., Gunaryati A., Sari R. T. K., and Titi R.** Comparison forecasting with double exponential smoothing and artificial neural network to predict the price of sugar, *Int. J. Simul. Systems, Sci. Technol.*, 2017, Vol. 18, No. 4. — P. 13–21.

Поступила в редакцию 17/XI 2022

После доработки 10/X 2023

Принята к публикации 16/XI 2023