(E) ISSN: 3030-3214
Volume 4, № 4
2026

УДК: 519.85:620.9.004.18

10.70769/3030-3214.SRT.4.4.2026.1

© 2026 Authors. Licensed under CC BY 4.0
https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/

МНОГОКРИТЕРИАЛЬНАЯ МОДЕЛЬ ОПТИМИЗАЦИИ ПОВЫШЕНИЯ ЭНЕРГОЭФФЕКТИВНОСТИ И ОБЕСПЕЧЕНИЯ БЕЗОПАСНОСТИ



Тухтамишова Малика Шерали кизи
Навоийское отделение Академии наук Республики Узбекистан, Навои, Узбекистан
E-mail: malikatoxtamishova7@gmail.com
ORCID ID: 0009-0005-0450-5879
Science ID: MNV-0426-0109

Аннотация. *В работе разработана многокритериальная модель оптимизации промышленно-энергетических систем, обеспечивающая одновременное снижение энергопотребления и производственного риска. Безопасность рассматривается не как фиксированное ограничение, а как самостоятельный оптимизируемый критерий наряду с энергопотреблением и эксплуатационными затратами. Функциональная структура системы формализована с использованием методологии IDEF0 и математического моделирования. Для формирования множества Парето-оптимальных решений применён алгоритм NSGA-II, итоговое решение выбирается методом нормированной взвешенной суммы. Вычислительный эксперимент на синтетических данных (10 независимых запусков) показал снижение энергопотребления на 25,2 ± 4,3% и уровня риска на 38,9 ± 9,4% по сравнению с традиционным режимом при росте эксплуатационных затрат на 8,0%. Однокритериальная оптимизация обеспечила более значительную экономию энергии, однако уровень риска приблизился к допустимому порогу. Научная новизна заключается в интеграции критериев энергоэффективности и безопасности в едином адаптивном оптимизационном контуре с обратной связью.*

Ключевые слова: *энергоэффективность, промышленная безопасность, многокритериальная оптимизация, Парето-оптимальность, NSGA-II, математическое моделирование, IDEF0, мониторинг в реальном времени, искусственный интеллект, принятие решений.*

Received: 26.10.2026 | Accepted: 06.11.2026 | Issue publication: 28.12.2026

ENERGIYA SAMARADORLIGINI OSHIRISH VA XAVFSIZLIKNI TA’MINLASHNING KO‘P MEZONLI OPTIMALLASHTIRISH MODELI

To‘xtamishova Malika Sherali qizi
O‘zbekiston Respublikasi Fanlar akademiyasi Navoiy bo‘limi, Navoiy, O‘zbekiston

Annotatsiya. *Tadqiqotda sanoat-energetika tizimlari uchun energiya sarfi va ishlab chiqarish xavfini bir vaqtda kamaytirishni ta’minlovchi ko‘p mezonli optimallashtirish modeli ishlab chiqildi. Xavfsizlik qat’iy cheklov sifatida emas, balki energiya sarfi va ekspluatatsion xarajatlar bilan bir qatorda mustaqil optimallashtiriladigan mezon sifatida qaraladi. Tizimning funksional tuzilmasi IDEF0 metodologiyasi va matematik modellashtirish yordamida rasmiylashtirildi. Pareto-optimal yechimlar to‘plamini shakllantirish uchun NSGA-II algoritmi qo‘llanildi, yakuniy yechim esa normallashtirilgan vaznli*

yig‘indi usuli bilan tanlandi. Sintetik ma’lumotlar asosidagi hisoblash tajribasi (10 ta mustaqil ishga tushirish) an’anaviy rejimga nisbatan energiya sarfini 25,2 ± 4,3% ga va xavf darajasini 38,9 ± 9,4% ga kamaytirganini, ekspluatatsion xarajatlar esa 8,0% ga oshganini ko‘rsatdi. Bir mezonli optimallashtirish ko‘proq energiya tejasa-da, xavf darajasi ruxsat etilgan chegaraga yaqinlashdi. Ilmiy yangilik energiya samaradorligi va xavfsizlik mezonlarini teskari aloqali yagona adaptiv optimallashtirish konturida integratsiyalashdan iborat.
Kalit so‘zlar: *energiya samaradorligi, sanoat xavfsizligi, ko‘p mezonli optimallashtirish, Pareto optimalligi, NSGA-II, matematik modellashtirish, IDEF0, real vaqt rejimida monitoring, sun’iy intellekt, qaror qabul qilish.*

A MULTI-OBJECTIVE OPTIMIZATION MODEL FOR ENHANCING ENERGY EFFICIENCY AND ENSURING SAFETY

Tuxtamishova Malika Sherali kizi
Navoi Branch of the Academy of Sciences of the Republic of Uzbekistan, Navoi, Uzbekistan

Abstract. *The study develops a multi-objective optimization model for industrial energy systems that simultaneously reduces energy consumption and operational risk. Safety is treated not as a fixed constraint but as an independent optimization criterion alongside energy consumption and operating costs. The functional structure of the system is formalized using the IDEF0 methodology and mathematical modeling. The NSGA-II algorithm is applied to generate the set of Pareto-optimal solutions, and the final solution is selected by the normalized weighted-sum method. A computational experiment on synthetic data (10 independent runs) showed a reduction in energy consumption of 25.2 ± 4.3% and in the risk level of 38.9 ± 9.4% compared with the conventional mode, while operating costs increased by 8.0%. Single-objective optimization achieved greater energy savings, but the risk level approached the permissible threshold. The scientific novelty lies in integrating energy efficiency and safety criteria within a unified adaptive optimization loop with feedback.*
Keywords: *energy efficiency, industrial safety, multi-objective optimization, Pareto optimality, NSGA-II, mathematical modeling, IDEF0, real-time monitoring, artificial intelligence, decision-making.*

Введение. Повышение энергоэффективности и обеспечение промышленной безопасности требуют комплексного подхода, поскольку снижение энергопотребления может ограничивать возможности охлаждения, вентиляции, мониторинга и обслуживания оборудования. В то же время повышение безопасности связано с дополнительными энергетическими и эксплуатационными затратами. Это обусловливает необходимость совместной оптимизации энергопотребления, производственных рисков и эксплуатационных расходов.

Традиционные методы оптимизации преимущественно ориентированы на снижение энергопотребления или затрат, рассматривая безопасность как ограничение. Многокритериальный подход позволяет учитывать противоречивые цели, а алгоритм NSGA-II-формировать множество Парето-оптимальных решений для анализа компромиссов между рассматриваемыми критериями.

Цель исследования-разработка многокритериальной математической модели для одновременного повышения энергоэффективности и промышленной безопасности. Для формализации функциональной структуры системы используется методология IDEF0, поиск компромиссных решений осуществляется алгоритмом NSGA-II, а окончательный выбор выполняется методом нормированной взвешенной суммы.

Научная новизна заключается в интеграции показателей энергоэффективности и промышленной безопасности в единую оптимизационную модель с обратной связью и повторной оптимизацией. В вычислительном эксперименте на синтетических данных

(E) ISSN: 3030-3214
Volume 4, № 4
2026

энергопотребление снизилось на 25,2 ± 4,3 %, а уровень риска-на 38,9 ± 9,4 % по сравнению с традиционным режимом, при увеличении эксплуатационных затрат на 8,0 %. Полученные результаты демонстрируют потенциал предложенного подхода, однако его практическое применение требует проверки и валидации на реальных промышленных данных.

Методология исследования. В исследовании используется комплексный подход, объединяющий функциональное моделирование IDEF0, математическую формализацию и многокритериальную оптимизацию для согласованного управления энергопотреблением, промышленной безопасностью и эксплуатационными затратами.

Математическая модель предусматривает минимизацию энергопотребления, производственного риска и эксплуатационных затрат с учётом четырёх управляющих параметров: производственной нагрузки, интенсивности охлаждения и мониторинга, технологического потока и технического обслуживания. Функциональная структура включает сбор и анализ данных, оптимизацию, формирование управляющих решений и обратную связь с учётом установленных технологических ограничений.

Таблица 1.

Основные параметры модели и алгоритма оптимизации

Параметр	Обозначение	Диапазон
Производственная нагрузка	P	0,45–1,00
Интенсивность охлаждения и мониторинга	c	0,10–1,00
Уровень технологического потока	f	0,30–1,00
Интенсивность технического обслуживания	m	0,10–1,00
Допустимый уровень риска	R(x)	≤ 0,35
Весовой коэффициент энергопотребления	W_1	0,40
Весовой коэффициент риска	W_2	0,45
Весовой коэффициент эксплуатационных затрат	W_3	0,15
Размер популяции	N	80
Число поколений	G	60
Вероятность скрещивания	p_c	≈ 0,90
Вероятность мутации	p_m	0,15
Количество независимых запусков	-	10

Основные параметры математической модели, ограничения и настройки вычислительного эксперимента представлены в таблице 1.

Для поиска компромиссных решений применяется алгоритм NSGA-II, формирующий множество Парето-оптимальных альтернатив. Итоговое решение выбирается методом нормированной взвешенной суммы с учётом приоритетов исследователя.

Вычислительный эксперимент проведён на синтетических данных с использованием Python и библиотеки pymoo 0.6.2. Для оценки устойчивости выполнено десять независимых запусков, а результаты сопоставлены с традиционным управлением и однокритериальной оптимизацией. Полученные результаты основаны на математическом моделировании и требуют дополнительной проверки на реальных промышленных данных.

Математическая модель. Задача рассматривается как многокритериальная оптимизация с вектором управляющих параметров:

$$x = (x_1, x_2, x_3, x_4) = (P, c, f, m), x \in [0,1]^4 \quad (1)$$

где: P-уровень производственной (электрической) нагрузки; c-интенсивность охлаждения/мониторинга; f-уровень технологического потока; m-уровень технического обслуживания. Все переменные нормированы в диапазон. Функции энергопотребления, риска и эксплуатационных затрат определяются как:

$$E(x) = 95 \cdot P + 70 \cdot c + 45 \cdot f + 10 \cdot m + 20 \quad (2)$$

$$R(x) = clip(0{,}60 \cdot P - 0{,}45 \cdot c - 0{,}30 \cdot m + 0{,}20 \cdot f \cdot P + 0{,}35;\ 0{,}02; \quad (3)$$

$$C(x) = 35 \cdot P + 25 \cdot c + 18 \cdot f + 40 \cdot m + 8 \quad (4)$$

Индекс безопасности определяется как обратная величина риска и выражается в процентах:

$$S(x) = (1 - R(x)) \cdot 100 \rightarrow max \quad (5)$$

Три критерия объединяются в единую целевую функцию с использованием метода взвешенной суммы. Для обеспечения сопоставимости критериев, выраженных в различных единицах измерения, применяется min–max-нормализация, позволяющая привести показатели энергопотребления, производственного риска и эксплуатационных затрат к единому диапазону значений

$$F(x) = w_1 \cdot \hat{E}(x) + w_2 \cdot \hat{R}(x) + w_3 \cdot \hat{C}(x) \rightarrow min \quad (6)$$

$$\hat{E}(x) = \frac{E(x) - E_{min}}{E_{max} - E_{min}} \quad (7)$$

где w_1, w_2, w_3 — весовые коэффициенты, $w_1 + w_2 + w_3 = 1$. В данном исследовании принято w = (0,40; 0,45; 0,15), то есть энергоэффективности и безопасности придаётся сопоставимый приоритет, а эксплуатационные затраты учитываются как вторичный критерий. Итоговое решение выбирается из фронта Парето по минимуму взвешенной свёртки. Границы нормализации E_{min}, E_{max}, R_{min}, R_{max}, C_{min}, C_{max} получены путём выборки $2 \cdot 10^5$ случайных точек из области параметров $[0,45; 1] \times [0; 1]^3$ и составляют E ∈ [87,0; 237,1] кВт·ч, R ∈ [0,02; 1,0], C ∈ [37,5; 124,1]. Коэффициенты целевых функций (2)–(4) заданы как относительные весовые вклады управляемых параметров и подлежат калибровке по паспортным данным оборудования при внедрении. На модель накладываются следующие физические и технологические ограничения:

$$P \geq 0{,}45;\ R(x) \leq 0{,}35;\ 0 \leq x_i \leq 1,\ i = 1, \ldots, 4 \quad (8)$$

Управляемые переменные ограничены реалистичными технологическими диапазонами: P ∈ [0,45; 1], c ∈ [0,10; 1], f ∈ [0,30; 1], m ∈ [0,10; 1] (производственный поток и охлаждение не могут быть нулевыми). Решения, нарушающие ограничения, исключаются методом штрафов (penalty), что обеспечивает попадание во фронт Парето только допустимых (feasible) решений.

Алгоритм оптимизации (NSGA-II). Для решения задачи многокритериальной оптимизации применяется алгоритм NSGA-II, обеспечивающий поиск Парето-оптимальных решений на основе недоминируемой сортировки, элитизма и оценки расстояния скученности.

Алгоритм включает формирование начальной популяции, расчёт критериев энергопотребления (E(x)), риска (R(x)) и эксплуатационных затрат (C(x)), а также последовательное применение скрещивания, мутации и отбора с учётом установленных ограничений. После завершения итераций формируется фронт Парето, из которого итоговое решение выбирается методом взвешенной суммы.

Вычислительная сложность алгоритма составляет (O(GMN^2)), где (N) -размер популяции, (G)-число поколений, (M)-количество критериев. В исследовании используются параметры (N=80), (G=60) и (M=3).

Результаты исследования и обсуждение. Эффективность предложенной многокритериальной модели оценивалась посредством вычислительного эксперимента на синтетических данных. Для обеспечения сопоставимости результатов рассматривались три сценария: традиционное управление, однокритериальная оптимизация энергопотребления и многокритериальная оптимизация с использованием NSGA-II. Для оценки устойчивости предложенного подхода выполнено десять независимых запусков алгоритма.

Результаты показали, что предложенная модель позволила снизить энергопотребление со 136,2 до 101,9 ± 5,9 кВт·ч, что соответствует уменьшению на 25,2 ± 4,3%. Уровень производственного риска снизился с 0,414 до 0,253 ± 0,039, то есть на 38,9 ± 9,4%. При этом эксплуатационные затраты увеличились на 8,0%, что отражает компромисс между экономией энергии и повышением безопасности.

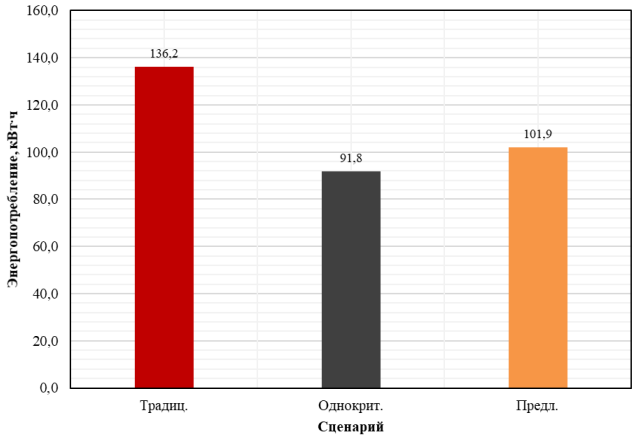


Рис.1. Сравнение энергопотребления при традиционном управлении, однокритериальной и многокритериальной оптимизации.

Однокритериальная оптимизация обеспечила более значительное снижение энергопотребления - на 32,6%, однако уровень риска достиг 0,347, приблизившись к установленному пределу 0,35. В отличие от неё, предложенная модель обеспечила более сбалансированное

(E) ISSN: 3030-3214
Volume 4, № 4
2026

соотношение энергопотребления и безопасности.

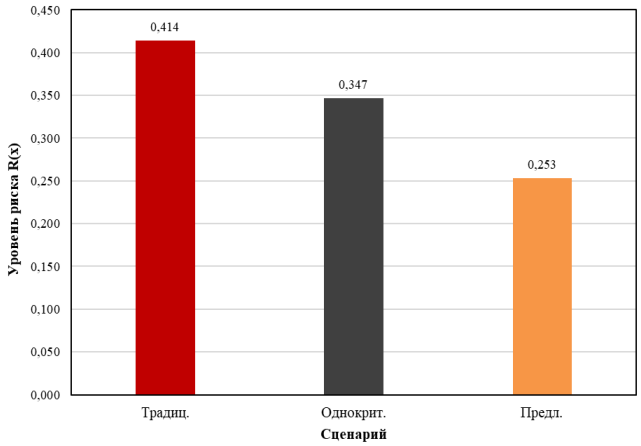


Рис.2. Изменение уровня производственного риска в зависимости от выбранного сценария управления.

Полученные результаты демонстрируют, что минимизация исключительно энергопотребления не гарантирует достаточного запаса промышленной безопасности. Включение риска в число самостоятельных критериев оптимизации позволяет учитывать его влияние при выборе управляющих параметров. При этом увеличение эксплуатационных затрат связано с выбранным режимом управления и более высокой интенсивностью технического обслуживания.

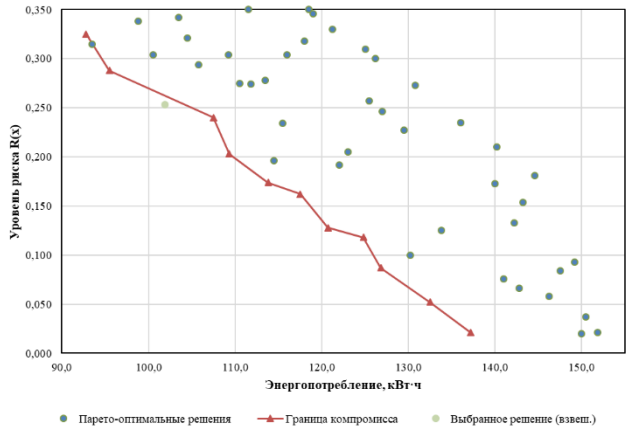


Рис.3. Фронт Парето, отражающий компромисс между энергопотреблением и производственным риском.

Для анализа компромисса между энергопотреблением и производственным риском сформировано множество Парето-оптимальных решений. Оно позволяет оценить альтернативные варианты управления и выбрать решение с учётом приоритетов энергоэффективности, безопасности и затрат.

Таким образом, результаты вычислительного эксперимента подтверждают целесообразность применения многокритериальной оптимизации для согласованного управления энергопотреблением и промышленной безопасностью в рамках разработанной модели. Вместе с тем полученные показатели основаны на синтетических данных и требуют дополнительной проверки на реальных промышленных объектах.

Заключение. В исследовании разработана многокритериальная модель оптимизации промышленно-энергетических систем, объединяющая показатели энергопотребления, производственного риска и эксплуатационных затрат. Использование методологии IDEF0 и алгоритма NSGA-II позволило сформировать множество Парето-оптимальных решений и выбрать сбалансированный вариант управления методом нормированной взвешенной суммы. Результаты вычислительного эксперимента на синтетических данных показали снижение энергопотребления на 25,2 ± 4,3% и производственного риска на 38,9 ± 9,4% при увеличении эксплуатационных затрат на 8,0 % по сравнению с традиционным режимом.

Таким образом, предложенный подход позволяет учитывать энергоэффективность и промышленную безопасность как взаимосвязанные критерии и находить компромисс между снижением энергопотребления и допустимым уровнем риска. В отличие от однокритериальной оптимизации, модель обеспечивает более сбалансированный выбор управляющих параметров. Практическое применение разработанного решения требует дальнейшей калибровки математических зависимостей и проверки результатов на реальных промышленных данных. Перспективы дальнейших исследований связаны с интеграцией данных мониторинга и адаптацией модели к изменяющимся технологическим условиям.

СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННОЙ ЛИТЕРАТУРЫ

[1] Boyd, S., & Vandenberghe, L. (2004). Convex optimization. Cambridge University Press. https://doi.org/10.1017/CBO9780511804441
[2] Camacho, E. F., & Bordons, C. (2007). Model predictive control (2nd ed.). Springer. https://doi.org/10.1007/978-0-85729-398-5
[3] Coello Coello, C. A., Lamont, G. B., & Van Veldhuizen, D. A. (2007). Evolutionary algorithms for solving multi-objective problems (2nd ed.). Springer. https://doi.org/10.1007/978-0-387-36797-2
[4] Deb, K., Pratap, A., Agarwal, S., & Meyarivan, T. (2002). A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 6(2), 182–197. https://doi.org/10.1109/4235.996017
[5] Goodfellow, I., Bengio, Y., & Courville, A. (2016). Deep learning. MIT Press. https://www.deeplearningbook.org/
[6] Hochreiter, S., & Schmidhuber, J. (1997). Long short-term memory. Neural Computation, 9(8), 1735–1780. https://doi.org/10.1162/neco.1997.9.8.1735
[7] International Electrotechnical Commission. (2010). Functional safety of electrical/electronic/programmable electronic safety-related systems—Parts 1–7 (IEC 61508:2010). https://webstore.iec.ch/en/publication/22273
[8] International Organization for Standardization. (2018). Energy management systems—Requirements with guidance for use (ISO 50001:2018). https://www.iso.org/standard/69426.html
[9] Kennedy, J., & Eberhart, R. (1995). Particle swarm optimization. In Proceedings of ICNN'95—International Conference on Neural Networks (Vol. 4, pp. 1942–1948). IEEE. https://doi.org/10.1109/ICNN.1995.488968
[10] Marler, R. T., & Arora, J. S. (2004). Survey of multi-objective optimization methods for engineering. Structural and Multidisciplinary Optimization, 26(6), 369–395. https://doi.org/10.1007/s00158-003-0368-6
[11] Miettinen, K. (1999). Nonlinear multiobjective optimization. Kluwer Academic Publishers. https://doi.org/10.1007/978-1-4615-5563-6
[12] National Institute of Standards and Technology. (1993). Integration definition for function modeling (IDEF0) (Federal Information Processing Standards Publication 183). https://nvlpubs.nist.gov/nistpubs/Legacy/FIPS/fipspub183.pdf
[13] Rausand, M. (2011). Risk assessment: Theory, methods, and applications. John Wiley & Sons. https://doi.org/10.1002/9781118281116
[14] Zhang, Q., & Li, H. (2007). MOEA/D: A multiobjective evolutionary algorithm based on decomposition. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 11(6), 712–731. https://doi.org/10.1109/TEVC.2007.892759
[15] Zhou, A., Qu, B.-Y., Li, H., Zhao, S.-Z., Suganthan, P. N., & Zhang, Q. (2011). Multiobjective evolutionary algorithms: A survey of the state of the art. Swarm and Evolutionary Computation, 1(1), 32–49. https://doi.org/10.1016/j.swevo.2011.03.001

Maqolaga iqtibos keltirish | Как цитировать статью | How to cite this article

Тухтамишова, М. Ш. (2026). Многокритериальная модель оптимизации повышения энергоэффективности и обеспечения безопасности. Цифровые технологии в промышленности, 4(4). https://doi.org/10.70769/3030-3214.SRT.4.4.2026.1