SCIENCE HUB REVIEW
2026
Volume 1
Issue 4
www.sciencehubreview.uz
ILMIY ELEKTRON JURNAL

ИСКУССТВЕННЫЙ ИНТЕЛЛЕКТ В ЦИФРОВОЙ ТРАНСФОРМАЦИИ УПРАВЛЕНИЯ ВУЗОМ: СРАВНИТЕЛЬНЫЙ ОБЗОР АЛГОРИТМОВ СОСТАВЛЕНИЯ РАСПИСАНИЯ И МЕТОДОВ ИЗВЛЕЧЕНИЯ ОГРАНИЧЕНИЙ НА ОСНОВЕ БОЛЬШИХ ЯЗЫКОВЫХ МОДЕЛЕЙ

УДК 378.14:004.8

Тухтасинов Муттозали

PhD, доцент
Наманганский государственный технический университет, Наманган, Узбекистан
e-mail: mumtozali@yahoo.com

Хусаинов Илёс Жамолиддин угли

преподаватель
Международный университет «Туран», Наманган, Узбекистан
e-mail: husainov_ilyos@turan-edu.uz

Аннотация
Статья даёт сравнительный обзор существующих решений для автоматизированного составления расписания вуза, распределения преподавателей по дисциплинам и, с особым акцентом, автоматического извлечения ограничений расписания из институциональных документов средствами искусственного интеллекта и больших языковых моделей (LLM). Показано, что точные методы (MILP, CP, SAT/MaxSAT, SMT) гарантируют оптимальность, но резко теряют масштабируемость, тогда как эвристические методы жертвуют этой гарантией ради приемлемого времени решения. На реальных данных Технологического университета Чалмерса Gurobi решил все пять годовых задач менее чем за 100 секунд, тогда как Z3 не решил ни одной. Отдельно рассматриваются этические ориентиры применения ИИ в управлении образовательным процессом — прозрачность, человеческий контроль и проверка на равенство. Новое авторское решение не предлагается — это предмет последующей статьи.

Ключевые слова
автоматическое составление расписания, искусственный интеллект в образовании, большие языковые модели, цифровая трансформация, метаэвристики, извлечение ограничений, этика ИИ.

Введение

Цифровая трансформация высшего образования делает автоматизацию административно-управленческих процессов вуза, прежде всего составление расписания занятий и распределение преподавательской нагрузки, одной из наиболее востребованных областей применения искусственного интеллекта. Предшествующий обзор показал, что задача автоматизированного составления расписания вычислительно трудноразрешима в общем случае, и систематизировал литературу по трём направлениям: распределение аудиторий и времени, распределение преподавателей по дисциплинам и извлечение ограничений расписания из документов средствами ИИ. Настоящая статья продолжает эту линию, рассматривая конкретные методы решения по каждому направлению и приводя, где позволяют источники, количественные различия между ними; особое внимание уделено большим языковым моделям для извлечения нормативных ограничений и этическим ориентирам их применения в педагогической деятельности. Как и ранее, статья ограничивается анализом существующих работ; новый алгоритм не предлагается — это задача последующей статьи.

Теоретические основы

Решения задач распределения аудиторий/времени и преподавателей делятся на два семейства. Точные методы формулируют задачу как систему ограничений и гарантированно находят доказуемо оптимальное решение либо доказывают его отсутствие: MILP (Gurobi, SCIP), CP (CP-SAT), SAT/MaxSAT и SMT, расширяющая SAT фоновыми теориями [13]. Эвристические и метаэвристические методы отказываются от гарантии оптимальности ради приемлемого времени решения: генетические алгоритмы (ГА) эволюционируют популяцию расписаний через отбор, скрещивание и мутацию [9, 10], а локальный поиск (восхождение к вершине, имитация отжига, табу-поиск, «Великий потоп») итеративно улучшает допустимое решение [6]; наиболее сильные результаты дают гибриды [9, 10, 11].

Третье, структурно иное семейство относится к извлечению ограничений из документов, где результатом является не расписание, а структурированное

представление правила. Значимая ось здесь — то, как система ИИ приобретает свою способность: (1) промптинг предобученной большой языковой модели без дообучения; (2) дообучение (fine-tuning) на размеченных примерах; (3) оптимизация схемы, при которой модель остаётся неизменной, но итеративно улучшается спецификация извлекаемых данных; (4) генерация с дополненным поиском (RAG) или навигация по графу знаний — для корпусов, слишком объёмных для одного контекстного окна модели [17, 18, 20, 22, 23]. Именно эта группа методов ИИ представляет наибольший интерес для цифровой трансформации вузовского документооборота и рассматривается ниже подробнее остальных.

Результаты

Распределение аудиторий и времени

Система UniTime решает задачу итеративным прямым поиском на основе ограничений с последующим эвристическим уточнением (восхождение к вершине, «Великий потоп») [4, 5] — даже формально заданная модель требует эвристической доработки при реальном масштабе вуза. UniCorT [8] кодирует задачу как MaxSAT и решает её итеративно с локальным поиском, заняв пятое место на конкурсе ITC 2019 при меньшем времени работы. Среди метаэвристик [9] сочетают ГА с восстановлением допустимости вместо штрафной функции, GADA [10] автоматизирует весь процесс планирования, интегрированный с информсистемой вуза, а [11] решают проблему масштаба декомпозицией задачи.

Распределение преподавателей по дисциплинам

Наиболее прямое количественное сравнение даёт исследование [13] на реальных данных Технологического университета Чалмерса (50 ассистентов, 45 курсов в год): четыре решателя трёх парадигм с лимитом 3600 с. Gurobi (MILP) решил все пять годовых задач за 14–96 с; CP-SAT (CP) был быстрее всех (до 49 с), но не уложился на одной задаче; SCIP (MILP), несмотря на ту же формулировку, что и Gurobi, не уложился на трёх из пяти — качество реализации решателя значимо не менее выбора парадигмы; Z3 (SMT) не решил в срок ни одной задачи. По балансировке нагрузки (RMSE) оптимум CP-SAT (0,22 ч) оказался значительно

точнее оптимума Gurobi (22,57 ч) при одинаковой целевой функции: «некоторый» оптимум не тождественен предпочтительному решению без учёта вторичных критериев. Оба решателя многократно превзошли ручное расписание вуза (RMSE 95,72 ч), нарушавшее собственные ограничения. Среди эвристик [14] применяет ГА к равномерности нагрузки (свыше 90% автоматического назначения за минуты), [15] кодирует аккредитационную политику как жёсткое ограничение, а [16] обновляет предпочтения преподавателей по обратной связи между циклами.

Извлечение ограничений расписания методами искусственного интеллекта

Это направление наиболее непосредственно связано с цифровой трансформацией образования, поэтому рассматривается подробнее остальных. Ни один источник не применяет извлечение из документов напрямую к ограничениям расписания, поэтому сопоставляются ближайшие смежные области — извлечение информации, юридические тексты, политики конфиденциальности. Обзор Сюя и соавторов [17] фиксирует базовый выбор: генеративное извлечение, при котором LLM по запросу напрямую выводит структурированный результат, вытеснило дискриминативные конвейеры. Промптинг наименее ресурсоёмок, но наименее надёжен на сложных схемах. Система PARSE [18] устраняет этот недостаток не дообучением модели, а итеративной оптимизацией самой схемы извлечения, сообщая об улучшении точности до 64,7% и сокращении ошибок на 92% уже при первой повторной попытке — бремя надёжности переносится с модели на спецификацию.

Практическая значимость имеет и этап предобработки: обзор Unstract [19] показывает, что качество извлечения текста из PDF нередко определяет саму возможность построения конвейера для институциональных документов, чаще всего распространяемых именно в этом формате. Бретон и соавторы [20] напрямую сравнивают промптинг и дообучение на четырёх LLM для извлечения юридических терминов в условиях дефицита размеченных данных — ситуация, максимально близкая к узбекистанскому контексту, где размеченные пары «нормативное предложение → ограничение расписания» практически отсутствуют. Для крупных корпусов LegisSearch [22] использует граф свойств и

LLM-навигацию по перекрёстным ссылкам между нормативными положениями, а LADFA [23] применяет RAG для извлечения из объёмных, но не насыщенных перекрёстными ссылками текстов. Развёрнутая на государственном уровне Франции система LLaMandement [21] подтверждает практическую осуществимость дообученных LLM-конвейеров для законодательных текстов в промышленном масштабе.

Расширение применения ИИ в административно-педагогической деятельности вуза ставит вопросы, прямо относящиеся к тематике конференции. Во-первых, прозрачность: решение, затрагивающее нагрузку или расписание конкретного преподавателя, должно оставаться объяснимым и проверяемым человеком, а не «чёрным ящиком» — в этом точные и декларативные методы структурно выигрывают у моделей ИИ типа «запрос — ответ». Во-вторых, ответственность: ограничение, извлечённое LLM из документа, должно проверяться человеком до внедрения в систему планирования, поскольку ошибка способна исказить расписание сотен людей. В-третьих, равенство: любая автоматическая система распределения нагрузки должна периодически проверяться на систематические отклонения между кафедрами и группами преподавателей, чтобы формальная оптимальность не маскировала фактическую несправедливость. Эти три ориентира — прозрачность, человеческий контроль и проверка на равенство — образуют минимальный этический каркас применения ИИ в управлении образовательным процессом.

Обсуждение

Сопоставление трёх направлений выявляет закономерность: каждое семейство решений делает явный компромисс, и ни один метод не доминирует по всем измерениям. Точные методы дают гарантию оптимальности, но выбор решателя внутри семейства принципиален — Z3 и SCIP не справились там, где Gurobi и CP-SAT справились на идентичных данных [13]. Эвристические методы масштабируются дальше, но без явного механизма восстановления могут незаметно допускать нарушения жёстких ограничений [9]. Методы ИИ обменивают стоимость разметки на надёжность и способность работать с

большими корпусами документов, причём ни один отдельный выбор не доминирует для всех типов документов [17, 18, 20, 22, 23].

Узбекистанские авторские решения естественно вписываются в эту схему. Модель пригодности аудиторий [24] — функция оценки, совместимая как с метаэвристикой, так и с точным методом, а не альтернатива им. ГА-формулировка [25] относится к метаэвристическому семейству, структурно сопоставимому с [9, 10], но без механизма восстановления допустимости и интеграции с информсистемами вуза — направления её усиления уже опробованы за рубежом. Ни один из источников не рассматривает распределение преподавателей отдельно от расписания и не затрагивает извлечение ограничений средствами ИИ, что подтверждает выявленный пробел.

Заключение

Статья рассмотрела существующие решения по трём направлениям и сопоставила их по механике и, где возможно, по количественным результатам. Прямое сравнение решателей на реальных данных [13] показало, что парадигма сама по себе не определяет результат, а математический оптимум не гарантирует институционально предпочтительного решения без учёта вторичных критериев. Для извлечения ограничений средствами ИИ ни одно решение ещё не применялось непосредственно к расписанию вуза, но именно это направление обладает наибольшим потенциалом для цифровой трансформации административно-педагогических процессов — при условии соблюдения этических ориентиров прозрачности, человеческого контроля и проверки на равенство. Узбекистанские решения относятся к метаэвристическому семейству с уже опробованными за рубежом направлениями усиления, тогда как распределение преподавателей и извлечение ограничений средствами ИИ остаются нерешёнными задачами внутри страны. Новый алгоритм здесь не предлагается — собранная картина является основой для последующей, ориентированной на разработку статьи.

Список литературы

1. Schaerf A. A survey of automated timetabling // Artificial Intelligence Review. — 1999. — Vol. 13, No. 2. — P. 87–127. — https://doi.org/10.1023/A:1006576209967

2. Even S., Itai A., Shamir A. On the complexity of timetable and multicommodity flow problems // SIAM Journal on Computing. — 1976. — Vol. 5, No. 4. — P. 691–703. — https://doi.org/10.1137/0205048

3. Ceschia S., Di Gaspero L., Schaerf A. Educational timetabling: problems, benchmarks, and state-of-the-art results // European Journal of Operational Research. — 2023. — Vol. 308, No. 1. — P. 1–18. — https://doi.org/10.1016/j.ejor.2022.07.011

4. Rudová H., Müller T., Murray K. Complex university course timetabling // Journal of Scheduling. — 2011. — Vol. 14, No. 2. — P. 187–207. — https://doi.org/10.1007/s10951-010-0171-3

5. Müller T. University Course Timetabling: Solver Evolution // Proceedings of PATAT 2016, the 11th International Conference on the Practice and Theory of Automated Timetabling. — 2016.

6. Müller T., Murray K., Schluttenhofer S. University Course Timetabling & Student Sectioning System. Space Management and Academic Scheduling, Purdue University. — https://www.unitime.org/papers/icaps07.pdf

7. Müller T., Rudová H., Müllerová Z. Real-world university course timetabling at the International Timetabling Competition 2019 // Journal of Scheduling. — 2025. — Vol. 28, No. 2. — https://doi.org/10.1007/s10951-023-00801-w

8. Lemos A., Monteiro P. T., Lynce I. Introducing UniCorT: an iterative university course timetabling tool with MaxSAT // Journal of Scheduling. — 2022. — Vol. 25, No. 4. — P. 371–390. — https://doi.org/10.1007/s10951-021-00695-6

9. Rezaeipanah A., Matoori S. S., Ahmadi G. A hybrid algorithm for the university course timetabling problem using the improved parallel genetic algorithm and local search // Applied Intelligence. — 2021. — Vol. 51, No. 1. — P. 467–492. — https://doi.org/10.1007/s10489-020-01833-x

10. Nguyen M. T., Tran-Truong P. T., Truong A. T. GADA: An Adaptive Genetic Algorithm-Based Framework for Dynamic University Course Timetabling // Computational Intelligence (IJCCI 2025), Communications in Computer and Information Science, vol. 2828. — Springer, Cham, 2026. — P. 164–180. — https://doi.org/10.1007/978-3-032-15635-8_10

11. Almeida J., Figueira J. R., Francisco A. P., Santos D. A hybrid meta-heuristic for the generation of feasible large-scale course timetables using instance decomposition. — arXiv:2310.20334, 2023. — https://arxiv.org/abs/2310.20334

12. Partovi F. Y., Arinze B. A knowledge based approach to the faculty-course assignment problem // Socio-Economic Planning Sciences. — 1995. — Vol. 29, No. 3. — P. 245–256. — https://doi.org/10.1016/0038-0121(95)98171-Q

13. Johannesson M., Brink L., Combrink A., Roselli S. F., Fabian M. A General Formulation for the Teaching Assignment Problem: Computational Analysis Over a Real-World Dataset. — arXiv:2602.09605, 2026. — https://arxiv.org/abs/2602.09605

14. Bensky T., Saunders K. Use of a genetic algorithm in university scheduling for equitable and efficient determination of teaching assignments. — arXiv:2509.06981, 2025. — https://arxiv.org/abs/2509.06981

15. Xue G., Offodile O. F., Razavi R., Kwak D.-H., Benitez J. Addressing staffing challenges through improved planning: Demand-driven course schedule planning and instructor assignment in higher education // Decision Support Systems. — 2024. — Vol. 187. — Art. 114345. — https://doi.org/10.1016/j.dss.2024.114345

16. Bhoi S. B., Dhodiya J. M. Multi-objective Faculty Course Timeslot Assignment Problem with Result- and Feedback-Based Preferences // Ambient Communications and Computer Systems, Advances in Intelligent Systems and Computing, vol. 1097. — Springer, Singapore, 2020. — https://doi.org/10.1007/978-981-15-1518-7_9

17. Xu D., Chen W., Peng W., Zhang C., Xu T., Zhao X., Wu X., Zheng Y., Wang Y., Chen E. Large language models for generative information extraction: a survey // Frontiers of Computer Science. — 2024. — Vol. 18, No. 6. — Art. 186357. — https://doi.org/10.1007/s11704-024-40555-y

18. Shrimal A., Jain A., Chowdhury S., Yenigalla P. PARSE: LLM Driven Schema Optimization for Reliable Entity Extraction. — arXiv:2510.08623, 2025. — https://arxiv.org/abs/2510.08623

19. Unstract. LLMs for Structured Data Extraction from PDFs in 2026 [Technical blog]. — https://unstract.com/blog/comparing-approaches-for-using-llms-for-structured-data-extraction-from-pdfs/

20. Breton J., Billami M. M., Chevalier M., Nguyen H. T., Satoh K., Trojahn C., Zin M. M. Leveraging LLMs for legal terms extraction with limited annotated data // Artificial Intelligence and Law. — 2025. — https://doi.org/10.1007/s10506-025-09448-8

21. Gesnouin J. et al. LLaMandement: Large Language Models for Summarization of French Legislative Proposals. — arXiv:2401.16182, 2024. — https://arxiv.org/abs/2401.16182

22. Colombo A., Bernasconi A., Bellomarini L., Guiso L., Michelacci C., Ceri S. LegisSearch: navigating legislation with graphs and large language models // Artificial Intelligence and Law. — 2025. — https://doi.org/10.1007/s10506-025-09482-6

23. Yuan H., Matyunin N., Raza A., Li S. LADFA: A Framework of Using Large Language Models and Retrieval-Augmented Generation for Personal Data Flow Analysis in Privacy Policies. — arXiv:2601.10413, 2026. — https://arxiv.org/abs/2601.10413

24. Тухтасинов М. Т. Дарс жадвалини тузишда ўқув машғулотига мос хонани танлашнинг математик модели // Халқаро илмий ва илмий-техник конференция «Рақамли трансформация жараёнларида моделлаштиришнинг роли ва истиқболлари» материаллари тўплами, 1-қисм. — Наманган: НамДТУ, 4–5 декабрь 2025. — Б. 37–39.

25. Тухтасинов М. Т., Садритдинов Н. Х. Олий таълим тизимида дарс жадвалини автоматик тузишни моделлаштириш // Халқаро илмий ва илмий-техник конференция «Рақамли трансформация жараёнларида моделлаштиришнинг роли ва истиқболлари» материаллари тўплами, 1-қисм. — Наманган: НамДТУ, 4–5 декабрь 2025. — Б. 40–44.