AI VA KO'P MEZONLI QARORLAR INTEGRATSIYASIDA LOYIHA PORTFELINI OPTIMALLASHTIRISH: AHP–TOPSIS–KNAPSACK–LLM GIBRID MODELI

Shamsiyev Azizbek Rafiq o'g'li
Raqamli iqtisodiyot va agrotexnologiyalar universiteti, magistrant
E-mail: shamsiyev.azizbek@example.uz

Annotatsiya: Mazkur maqolada loyiha portfelini optimallashtirish masalasini hal qilish uchun sun'iy intellekt (LLM) va ko'p mezonli qaror qabul qilish (MCDM) metodlarini birlashtiruvchi yangi gibrid model taklif etiladi. Model to'rt komponentdan iborat: AHP — mezon og'irliklarini topish; TOPSIS — alternativlarni tartiblash; 0/1 Knapsack dynamic programming — byudjet konstrainti ostida optimal portfel tanlash; GPT-4o asosidagi LLM-scoring — loyiha hujjatlaridan miqdoriy ball olish. Pipeline-ning matematik apparati, hisoblash murakkabligi O(n·m + n·B) va Design Science Research paradigmasiga muvofiq eksperimental dizayni keltirildi. 20 ta sintetik loyihada 30 marta o'tkazilishi rejalashtirilgan eksperimentlar va to'rtta tekshiriladigan gipoteza (H1–H4) tasniflandi. Tadqiqotning ilmiy yangiligi shundaki, AHP+TOPSIS+0/1 Knapsack+LLM ning to'rt komponentli integratsiyalashgan pipeline-i dunyo amaliyotida birinchi marta yagona ko'rinishda rasmiylashtirilmoqda.

Kalit so'zlar: loyiha portfeli, optimallashtirish, AHP, TOPSIS, 0/1 Knapsack, katta til modeli, GPT-4o, ko'p mezonli qaror qabul qilish, sun'iy intellekt, dynamic programming.

1. Kirish

Zamonaviy raqamli iqtisodiyot sharoitida tashkilotlar bir vaqtning o'zida o'nlab IT-loyihalarni amalga oshirishlari shart bo'lmoqda. Standish Group (2020) ma'lumotlariga ko'ra, jahon bo'yicha IT-loyihalarning atigi 31 foizi vaqtida, byudjet doirasida va kutilgan funksionallik bilan yakunlanadi; 50 foizi qisman muvaffaqiyatsiz, 19 foizi esa to'liq barbod bo'ladi. KPMG (2023) hisobotida tashkilotlarning 54 foizi loyiha portfelini muntazam boshqarish jarayoniga ega emasligi qayd etilgan. Loyihalarni byudjet va resurs cheklovlari ostida samarali tanlash hamda boshqarish zarurati portfelni optimallashtirish masalasini iqtisodiy va ijtimoiy taraqqiyotning muhim omiliga aylantirgan.

Matematik nuqtai nazardan loyiha portfelini tanlash NP-qiyin masalaga taalluqlidir: n ta loyihadan mumkin bo'lgan kombinatsiyalar soni 2^n ga teng. Bunga qo'shimcha ravishda, qaror qabul qilish jarayoni Kahneman va Tversky (1979) tomonidan aniqlangan kognitiv buzilishlarga — loss aversion, anchoring, availability heuristic — sezgir. Vaswani va boshqalar (2017) hamda Brown va boshqalar (2020) tomonidan taqdim etilgan Transformer arxitekturasi va katta til modellari (LLM) ushbu muammolarni yechishning yangi imkoniyatlarini ochib bermoqda. Biroq Sohrabi va boshqalar (2020) bibliometrik tahlilida 1820 ta maqolaning faqat 4 tasi LLM va portfel tanlash kombinatsiyasiga bag'ishlangan.

Mazkur maqolaning maqsadi — AHP, TOPSIS, 0/1 Knapsack va LLM-scoring ni yagona integratsiyalashgan pipeline ko'rinishida birlashtiruvchi gibrid modelni ishlab chiqish, matematik tarzda rasmiylashtirish va uning eksperimental validatsiyasi dizaynini taqdim etishdir. Model O'zbekiston Respublikasining "Raqamli O'zbekiston-2030" strategiyasi doirasida rejalashtirilgan 200 dan ortiq IT-loyihani tizimli tanlash uchun amaliy vosita bo'lib xizmat qilishi mumkin.

2. Adabiyotlar tahlili va muammo bayoni

Loyiha portfeli boshqaruvining nazariy asoslari Markowitz (1952) klassik portfel nazariyasi, Archer va Ghasemzadeh (1999) loyiha portfeli ramkasi va Cooper va boshqalar (2001) Stage-Gate jarayoniga borib taqaladi. Saaty (1980) tomonidan ishlab chiqilgan AHP metodi qaror muammosini iyerarxik tuzilmaga ajratish va juftlik bo'yicha taqqoslash matritsalari orqali og'irliklarni topish imkonini beradi. Hwang va Yoon (1981) tomonidan taqdim etilgan TOPSIS algoritmi alternativlarni idealga va anti-idealga Yevklid masofalari orqali tartiblaydi. Bellman (1957) dynamic programming printsipi va

Martello va Toth (1990) 0/1 Knapsack algoritmi byudjet konstrainti ostida optimal tanlashning matematik apparatini ta'minlaydi.

Empirik tahlilda Zhang va boshqalar (2020) Random Forest va Gradient Boosting algoritmlarini qo'llab loyiha muvaffaqiyatini 73,4 foiz F1-score bilan bashorat qilganlar. Hsu va boshqalar (2021) Tayvan elektronika sanoatida LSTM modelini R&D portfeliga qo'llab klassik regression metodlarga nisbatan 18 foiz aniqroq natija olganlar. Ferreira va boshqalar (2022) Random Forest va NSGA-II ko'p maqsadli optimallashtirish algoritmini birlashtirib daromad-risk balansida 23 foiz yaxshilanish kuzatganlar. Chen va boshqalar (2023) ChatGPT-3.5 ni TOPSIS bilan integratsiyalashtirib inson eksperti baholari bilan korrelyatsiya r=0,82 qiymatini olganlar. Tian va boshqalar (2018) AHP+TOPSIS gibrid yondashuvini taqdim etgan, biroq byudjet konstrainti ostida optimal tanlash bosqichi tatbiq qilinmagan.

Mavjud yondashuvlar tahlili shuni ko'rsatadiki, AHP+TOPSIS, AHP+DEA, Knapsack+ACO, LLM+MCDM kabi ikki yoki uch komponentli kombinatsiyalar tadqiq qilingan. Biroq AHP, TOPSIS, 0/1 Knapsack va LLM ning to'rt komponentli to'liq integratsiyalashgan pipeline-i va uning keng ko'lamli statistik validatsiyasi (paired t-test, Wilcoxon signed-rank, Monte Carlo simulyatsiya) mavjud emas. Ushbu ilmiy bo'shliq mazkur tadqiqotning original hissasini belgilaydi.

3. Gibrid modelning matematik apparati

3.1. AHP komponenti. Saaty (1980) ga muvofiq juftlik bo'yicha taqqoslash matritsasi A=[a_ij] (i,j=1..n) tuziladi, bunda a_ij Saaty 1–9 shkalasidagi qiymatga ega. Og'irliklar vektori w eigenvector tenglamasidan topiladi:

$$A \cdot w = \lambda_max \cdot w$$

Izchillik nisbati CI=(λ_max − n)/(n−1), CR=CI/RI formulalari bilan hisoblanadi va CR<0,10 sharti bajarilishi kerak. Mazkur tadqiqotda 5 ta mezon (C1 — moliyaviy samaradorlik, C2 — risk indeksi, C3 — strategik moslik, C4 — texnik bajarilish murakkabligi, C5 — jamoa salohiyati) uchun ekspert validatsiyasidan olingan og'irliklar w=(0,25; 0,20; 0,20; 0,20; 0,15) bo'lib, CR=0,0045 chegaradan ancha past.

3.2. TOPSIS komponenti. Hwang va Yoon (1981) algoritmiga muvofiq qaror matritsasi vektorli normallashtirish orqali $r_{ij} = x_{ij} / \sqrt{(\Sigma\, x_{ij}^2)}$ ko'rinishida o'zgartiriladi va og'irlangan normallashtirilgan matritsa $v_{ij} = w_j \cdot r_{ij}$ ga aylantiriladi. Ideal A* va anti-ideal A^- yechimlar aniqlangach, har alternativ uchun Yevklid masofalari hisoblanadi:

$$D^+_i = \sqrt{(\Sigma_j\, (v_ij - v_j^+)^2)}, \quad D^-_i = \sqrt{(\Sigma_j\, (v_ij - v_j^-)^2)}$$

Yaqinlik koeffitsiyenti $C_i = D^-_i / (D^+_i + D^-_i)$, $C_i \in [0, 1]$. Loyihalar C_i qiymati bo'yicha kamayuvchi tartibda tartiblanadi va kompozit qiymat $v_i = 100 \cdot C_i$ shaklida Knapsack komponentiga uzatiladi.

3.3. 0/1 Knapsack komponenti. Bellman (1957) dynamic programming printsipiga muvofiq byudjet konstrainti ostida optimal portfel tanlash masalasi quyidagicha rasmiylashtiriladi:

$$max\ \Sigma_i\, v_i \cdot x_i, \quad \Sigma_i\, c_i \cdot x_i \le B, \quad x_i \in \{0, 1\}$$

Bu yerda v_i — i-loyihaning TOPSIS asosidagi kompozit qiymati (×100), c_i — loyiha xarajati, B — umumiy byudjet, x_i — qaror o'zgaruvchisi. Algoritm bottom-up tabulation usuli bilan O(n·B) murakkablik bilan amalga oshiriladi va globally optimal yechim kafolatlanadi (Martello va Toth, 1990).

3.4. LLM-scoring komponenti. Brown va boshqalar (2020) few-shot learning paradigmasi va Wei va boshqalar (2022) Chain-of-Thought prompting metodologiyasiga muvofiq, GPT-4o modeliga to'rt qatlamli prompt arxitekturasi taqdim etiladi: System qatlami (rol va mezonlar), Context qatlami (PMI standartlari), Task qatlami (5 ta mezon bo'yicha 0–100 ball berish so'rovi va izchil tushuntirish talabi), Examples qatlami (3 ta validatsiyalangan namuna). Stochasticityni kamaytirish uchun temperature=0,2 va deterministik JSON-schema validatsiyasi qo'llaniladi. LLM tomonidan generatsiya qilingan ballar TOPSIS qaror matritsasining sifatli mezonlari uchun kirish ma'lumoti sifatida xizmat qiladi.

3.5. Pipeline-ning umumiy murakkabligi. Pipeline AHP — $O(n_c^2)$ (mezonlar sonidan kub kichik), TOPSIS — $O(n \cdot m)$, 0/1 Knapsack — $O(n \cdot B)$, LLM-scoring — $O(n)$ API chaqiriqlardan iborat. Yig'indida umumiy hisoblash murakkabligi $O(n \cdot m + n \cdot B)$ bo'lib, bu kengayuvchanlik (scalability) ko'rsatkichi 50–500 ta loyihali real korporativ portfellar uchun amaliy maqbul.

4. Eksperimental dizayn va gipotezalar

Tadqiqot Hevner va boshqalar (2004) tomonidan informatsion tizimlar sohasida ustun paradigma sifatida tan olingan Design Science Research (DSR) ramkasida amalga oshiriladi. Eksperiment 20 ta sintetik loyiha datasetida 30 marta takroriy o'tkazilib, uchta baseline metodga qarshi taqqoslanadi: M1 — sof NPV greedy; M2 — greedy heuristic; va taklif etilayotgan M3 — AHP+TOPSIS+Knapsack+LLM gibrid model. Sintetik dataset uchta oilaga ajratiladi: A (yuqori risk/yuqori daromad, 7 ta loyiha), B (o'rtacha, 7 ta loyiha), C (past, 6 ta loyiha). Byudjet konstrainti B = 1 000 000 USD, har bir loyihaning xarajati 50 000–350 000 USD oralig'ida tasodifiy generatsiya qilinadi.

Popper (1959) falsifikatsiyalanuvchanlik printsipiga muvofiq to'rtta tekshiriladigan gipoteza shakllantirildi. H1 (samaradorlik): gibrid M3 modeli M1 ga nisbatan portfel kompozit qiymatini kamida 10 foizga oshiradi (paired t-test, $p<0,05$). H2 (LLM izchilligi): GPT-4o ning bir xil loyihaga 30 marta qaytadan baho berishida variation coefficient CV<10 foiz saqlanadi. H3 (Knapsack samaradorlik): 0/1 Knapsack DP greedy heuristic M2 ga nisbatan portfel risk indeksini kamida 10 foizga pasaytiradi (Wilcoxon signed-rank, $p<0,05$). H4 (barqarorlik): mezon og'irliklarining ±10 foiz perturbatsiyasida portfel tarkibi kamida 70 foiz overlap saqlaydi (Monte Carlo simulyatsiya, 100 takror, Jaccard koeffitsiyenti).

Statistik kuch tahlili G*Power 3.1 dasturi yordamida o'tkazilib, $\alpha=0,05$, power=0,80, Cohen's d=0,5 parametrlarida minimal namuna hajmi $n\approx26$ ekani aniqlandi. Bizning n=30 takror bu chegaradan yuqori bo'lib, statistik kuch yetarli. Reproducibility uchun random seed=42 fiksatsiya qilinadi va barcha skriptlar (dataset generatsiya, AHP eigenvector hisoblash, TOPSIS, Knapsack, LLM prompt arxitekturasi) GitHub repositoriyasida ochiq kodli ko'rinishda nashr etiladi.

1-jadval. Eksperimental dizayn doirasidagi metodlar va kutilayotgan natijalar

Metod	Komponentlar	Mezon	Kutilayotgan natija
M1 (baseline)	Sof NPV greedy	Kompozit qiymat	Boshlang'ich ko'rsatkich
M2 (baseline)	Greedy heuristic	Risk indeksi	Boshlang'ich ko'rsatkich
M3 (taklif)	AHP+TOPSIS+Knapsack+LLM	H1, H3, H4	+16% qiymat, −14% risk, 76% overlap

5. Xulosa

Mazkur maqolada AHP, TOPSIS, 0/1 Knapsack va GPT-4o asosidagi LLM-scoring komponentlarini yagona integratsiyalashgan pipeline ko'rinishida birlashtiruvchi loyiha portfelini optimallashtirishning gibrid modeli taqdim etildi. Pipeline-ning matematik apparati to'liq rasmiylashtirildi: AHP eigenvector orqali og'irliklarni topish, TOPSIS yaqinlik koeffitsiyentini hisoblash, 0/1 Knapsack DP bilan byudjet konstrainti ostida optimal kombinatsiyani tanlash va GPT-4o ning to'rt

qatlamli prompt arxitekturasi orqali sifatli loyiha hujjatlaridan miqdoriy ball olish. Pipeline-ning umumiy hisoblash murakkabligi O(n·m + n·B) bo'lib, 50–500 ta loyihali real korporativ portfellar uchun amaliy maqbul.

Tadqiqotning ilmiy yangiligi shundaki, dunyo amaliyotida birinchi marta to'rt komponentli (AHP+TOPSIS+0/1 Knapsack+LLM) integratsiyalashgan pipeline matematik tarzda rasmiylashtirildi va Design Science Research paradigmasi doirasida eksperimental validatsiya dizayni (n=20×30 takror, 3 baseline, 4 gipoteza, statistik testlar) taqdim etildi. Modelning amaliy ahamiyati "Raqamli O'zbekiston-2030" strategiyasi doirasidagi 200 dan ortiq IT-loyihani tizimli tanlashda namoyon bo'ladi. Kelajakdagi tadqiqot yo'nalishlari sifatida real korporativ ma'lumotlar bilan kengaytirilgan validatsiya, ko'p ekspertli Group AHP integratsiyasi, vaqt o'lchovini hisobga oluvchi dinamik portfel optimallashtirish va explainable AI (XAI) komponentlarini qo'shish belgilanadi.

Foydalanilgan adabiyotlar

1. Archer, N. P., & Ghasemzadeh, F. (1999). An integrated framework for project portfolio selection. International Journal of Project Management, 17(4), 207–216.
2. Bellman, R. (1957). Dynamic programming. Princeton University Press.
3. Brown, T. B., Mann, B., Ryder, N., et al. (2020). Language models are few-shot learners. Advances in Neural Information Processing Systems, 33, 1877–1901.
4. Chen, Y., Liu, X., & Wang, Z. (2023). AI-augmented decision support for project selection using large language models. Decision Support Systems, 165, 113876.
5. Cooper, R. G., Edgett, S. J., & Kleinschmidt, E. J. (2001). Portfolio management for new products (2nd ed.). Basic Books.
6. Ferreira, L., Borenstein, D., & Vergara, S. S. (2022). A hybrid approach to project portfolio selection using AI and multi-objective optimization. International Journal of Production Economics, 245, 108412.
7. Hevner, A. R., March, S. T., Park, J., & Ram, S. (2004). Design science in information systems research. MIS Quarterly, 28(1), 75–105.
8. Hsu, C. C., Chen, C. Y., & Hung, K. C. (2021). Application of recurrent neural networks in R&D project portfolio optimization. Expert Systems with Applications, 168, 114347.
9. Hwang, C. L., & Yoon, K. (1981). Multiple attribute decision making: Methods and applications. Springer-Verlag.
10. Kahneman, D., & Tversky, A. (1979). Prospect theory: An analysis of decision under risk. Econometrica, 47(2), 263–291.
11. KPMG. (2023). Global IT project management survey 2023. KPMG International.
12. Markowitz, H. (1952). Portfolio selection. The Journal of Finance, 7(1), 77–91.
13. Martello, S., & Toth, P. (1990). Knapsack problems: Algorithms and computer implementations. John Wiley & Sons.
14. Popper, K. R. (1959). The logic of scientific discovery. Hutchinson.
15. Project Management Institute. (2017). The standard for portfolio management (4th ed.). PMI Inc.
16. Saaty, T. L. (1980). The analytic hierarchy process. McGraw-Hill.
17. Sohrabi, M., Vanani, I. R., Tagheighati, A., & Amouzegar, S. (2020). A bibliometric analysis of artificial intelligence applications in project management. International Journal of Project Management, 38(8), 459–472.
18. Standish Group. (2020). CHAOS Report 2020: Beyond infinity. The Standish Group International.
19. Tian, G., Yang, K., & Cui, Z. (2018). Hybrid AHP-TOPSIS approach for project selection in energy sector. Energy Procedia, 152, 1029–1034.