Broj rada: 2.6
DOI: 10.65156/wws.sjdp.si.010

MOGUĆNOSTI I OGRANIČENJA VELIKIH JEZIČKIH MODELA (LLM) PRI PRORAČUNU I OPTIMIZACIJI ZAVARENIH SPOJEVA

CAPABILITIES AND LIMITATIONS OF LARGE LANGUAGE MODELS (LLMS) IN THE CALCULATION AND OPTIMIZATION OF WELDED JOINTS

dr Aleksija Đurić[1], docent, ORCID broj: 0000-0002-0251-6364
dr Biljana Marković[1], redovni profesor, ORCID broj: 0000-0001-8915-4791
dr Dragan Milčić[2], redovni profesor, ORCID broj: 0000-0002-3936-7462
ma Srđan Samardžić[1], viši asistent, ORCID broj: 0009-0003-4096-7523
dr Miodrag Milčić[2], vanr. profesor, ORCID broj: 0000-0002-1089-8390
dr Nataša Zdravković[2], docent, ORCID broj: 0000-0001-6085-7522

[1]Univerzitet u Istočnom Sarajevu, Mašinski fakultet, Vuka Karadžića 30, 71123 Istočno Sarajevo, Republika Srpska, Bosna i Hercegovina,
[2]Mašinski fakultet, Univerzitet u Nišu, Aleksandra Medvedeva 14, 18000 Niš, Srbija

E-mail: aleksija.djuric@ues.rs.ba

Rezime: Brzi razvoj i integracija alata zasnovanih na vještačkoj inteligenciji (AI), poput velikih jezičkih modela (*ChatGPT, Gemini, Claude*), otvaraju nove mogućnosti za automatizaciju i optimizaciju inženjerskih procesa. Ovaj rad analizira potencijal primjene savremenih AI alata u oblasti mašinskih konstrukcija, sa posebnim fokusom na proračun nosivosti zavarenih spojeva u skladu sa važećim standardima. Kroz seriju testiranih inženjerskih scenarija i naprednih upita (prompt engineering), ispitana je tačnost i pouzdanost generisanih analitičkih izraza, odnosno analizirana je sposobnost AI alata da precizno izračuna nosivost zavarenih spojeva. Pored računarskog aspekta, u radu se analiziraju mogućnosti ovih alata u formulisanju optimizovanih preporuka za geometrijsko oblikovanje zavarenih spojeva u cilju poboljšanja nosivosti i tehnologičnosti. Rezultati ukazuju na to da, iako AI alati značajno ubrzavaju preliminarnu fazu projektovanja i konceptualnog oblikovanja, njihova primjena zahtijeva rigoroznu inženjersku verifikaciju zbog sklonosti ka generisanju netačnih numeričkih vrijednosti ("halucinacija"). Kao zaključak rada data je preporuka da se koristi hibridni pristup koji kombinuje brzinu vještačke inteligencije sa pouzdanošću tradicionalnih softvera za inženjerske proračune.

Ključne reči: vještačka inteligencija, LLM moduli, proračun zavarenih spojeva

Abstract: The rapid development and integration of Artificial Intelligence (AI)-based tools, such as large language models (*ChatGPT, Gemini, Claude*), open up new opportunities for the automation and optimization of engineering processes. This paper analyzes the potential application of contemporary AI tools in the field of mechanical structures, with a specific focus on the load-bearing capacity calculation of welded joints in accordance with current standards. Through a series of tested engineering scenarios and advanced prompt engineering, the accuracy and reliability of the generated analytical expressions were examined, specifically analyzing the capability of AI tools to precisely calculate the load-bearing capacity of welded joints. In addition to the computational aspect, the paper explores the

capabilities of these tools in formulating optimized recommendations for the geometric design of welded joints, aiming to improve both load-bearing capacity and manufacturability. The results indicate that although AI tools significantly accelerate the preliminary design and conceptual shaping phases, their application requires rigorous engineering verification due to their tendency to generate incorrect numerical values ("hallucinations"). In conclusion, the paper recommends a hybrid approach that combines the rapidity of artificial intelligence with the reliability of traditional engineering calculation software

Key words: Artificial Intelligence, LLM models, welded joint calculation

1. UVOD

Proračun i optimizacija zavarenih spojeva jedan je od najvažnijih aspekata pri projektovanju zavarenih konstrukcija i direktno utiče na nosivost, pouzdanost i ekonomičnost konstrukcija. Tradicionalni pristupi, zasnovani na empirijskim formulama i numeričkim simulacijama, sve se više dopunjuju alatima vještačke inteligencije. Pojava velikih jezičkih modela (LLM - *Large Language Models*) kao što su *ChatGPT*, *Claude* i *Gemini*, omogućila je značajno bržu izradu proračuna, tumačenje tehničkih standarda i generisanje idejnih rješenja. Međutim, specifičnost inženjerskih disciplina zahtijeva visoku preciznost i pouzdanost, pa se postavlja pitanje spremnosti LLM-ova za autonomno rješavanje složenih problema kao što su zamor materijala, zaostali naponi i optimizacija geometrije složenih spojeva. Jedna od prvih primjena LLM-ova u mašinstvu odnosi se na generisanje "kopilota" u ranim fazama projektovanja, olakšavajući prelazak sa tekstualnih specifikacija na kvantitativne parametre [1,2]. *Chien, C. T.,* i *Chien, C.* U svojoj studiji objavljenoj 2025. godine [1] upoređivali su LLM modele i modele zasnovane na regresiji za optimizaciju konstrukcijskog, te zaključili da LLM-ovi (*GPT-4o*) nude značajnu efikasnost podataka, ali zahtijevaju pažljivo definisanje zahtjeva/instrukcija (*prompta* -engl. *prompting*) i validaciju, nadmašujući tradicionalne modele u optimizaciji konstrukcijskog dizajna u ranoj fazi.

Primjena vještačke inteligencije u zavarivanju obuhvata sve faze procesa — od početnog projektovanja i proračuna zavarenih spojeva, preko praćenja samog procesa zavarivanja u realnom vremenu, pa sve do finalne kontrole kvaliteta. *Karimi, M.* [3] razvio je i implementirao model za predviđanje zaostalih distorzija u zavarenom T spoju koristeći dvije neuronske mreže NN - višeslojni perceptron (MLP) i konvolucijsku neuronsku mrežu (CNN). S druge strane, LLM-ovi uvode nove mogućnosti u vidu automatizovanog programiranja procesa zavarivanja zasnovanog na analizi mikrostrukture [4].

Pouzdana procjena kvaliteta zavarenog spoja dobijenog elektrootpornim tačkastim zavarivanjem (RSW) i dalje je izazov u industriji prvenstveno zbog velike zavisnosti od stručnosti i troškova ispitivanja. U studiji objavljenoj u martu 2026. godine [5] autori su prikazali model koji je razvijen koristeći integrisani pristup procjeni kvaliteta RSW spojeva kako bi se riješila ova ograničenja. Razvijen je okvir za kombinovanje dubokih neuronskih mreža (DNN), standardizovanog sistema bodovanja RSW-a (RSWSS) i LLM modela.

U ovom radu biće prikazane mogućnosti i ograničenja primjene LLM modela u inženjerskim proračunima, a kao studija slučaja biće predstvljena uporedna analiza primjene standardnih velikih jezičkih modela kao što su *ChatGPT*, *Gemini* i *Claude* pri proračunu zavarenih spojeva prema standardu EN 1993-1-12 odnosno prema Eurokodu 3 i standardu DIN 18800. Kao referentni model za procenu tačnosti/relevantnosti korišteni su proračuni zavarenih spojeva dati u univerzitetskom udžbeniku Mašinski elementi autora Dragana Milčića [6].

2. MOGUĆNOSTI I OGRANIČENJA LLM-OVA U INŽENJERSKIM PRORAČUNIMA

Najveća prednost LLM-a je u simboličkoj manipulaciji, pronalaženju domenskog znanja i *in-context* učenju za rješavanje problema [7,8]:

Simbolička manipulacija: Mogućnost obrade i transformacije formalnih simbola predstavlja jedno od značajnih svojstava savremenih velikih jezičkih modela (LLM). Prema studiji Wei J. i dr. [9], iako primarno koncipirani za probabilističko predviđanje narednog tokena, LLM modeli postižu visoku tačnost u radu sa strukturiranim zapisima — kao što su matematičke relacije, logičke sekvence i sintaksa programskih jezika. Primjena odgovarajućih tehnika vođenja modela, odnosno tehnika definisanja ulaznih zahtjeva/instrukcija (engl. *prompting*) omogućava izvođenje višekorakog apstraktnog rezonovanja i automatsko prevođenje između različitih formalnih jezika, čime se primjena LLM-a proširuje sa klasične obrade prirodnog jezika na složenije inženjerske i računarske zadatke.

Domensko znanje: LLM-ovi se mogu posmatrati kao implicitne baze znanja, sposobne da čuvaju i reprodukuju stručne činjenice i relacije bez potrebe za eksternim upitima. Prednosti u odnosu na klasične baze znanja je što ne zahtevaju ručnu anotaciju, automatski obuhvataju relaciono znanje iz nestrukturiranog teksta i fleksibilniji su za prirodni jezik. Kada je riječ o ograničenjima treba posebno istaći da su vrlo osjetljivi na formulaciju upita, odnosno način vođenja modela (*prompting*), te nemaju mogućnost jednostavnog ažuriranja ili brisanja netačnih informacija, pa su moguće „halucinacije“ [10]. Halucinacije u kontekstu velikih jezičkih modela (LLM) označavaju pojavu u kojoj model generiše informacije koje djeluju uverljivo, ali su faktički netačne, nelogične ili potpuno izmišljene.

***In-Context* učenje:** *In-context* učenje omogućava LLM-ovima da se prilagode novim zadacima isključivo na osnovu primjera ili instrukcija datih unutar samog ulaznog konteksta (*prompta*), bez potrebe za ažuriranjem težinskih parametara modela (*backpropagation*). Ova sposobnost omogućava brzu i fleksibilnu rekonfiguraciju modela u realnom vremenu, gdje LLM prepoznaje obrasce iz nekoliko datih primjera (*few-shot learning*) i uspješno ih primjenjuje na nepoznate ulazne podatke [11].

Kada je riječ o primjeni LLM modela u inženjerstvu, hibridni pristupi se pokazuju kao najefikasniji (slika 1):

- *Solver-assisted modeli*: LLM vrši simboličku manipulaciju, dok stacionarne iterativne metode (klasični iterativni solveri) rješavaju jednačine, čime se greška smanjuje za preko 70% [7];
- *Model Context Protocol (MCP):* Direktno povezivanje LLM-a sa numeričkim solverima (npr. *OpenSees*) osigurava sljedljivost i usklađenost sa fizičkim zakonima [12].
- *Human-in-the-loop*: Korištenje LLM-a uz ljudsku verifikaciju i povratne informacije radi poboljšanja izlaza. Dakle, LLM djeluje kao nosilac primarne produkcije i prijedloga, dok čovjek zadržava kontrolnu ulogu, verifikuje i usmjerava proces kroz iterativne informacije [13].

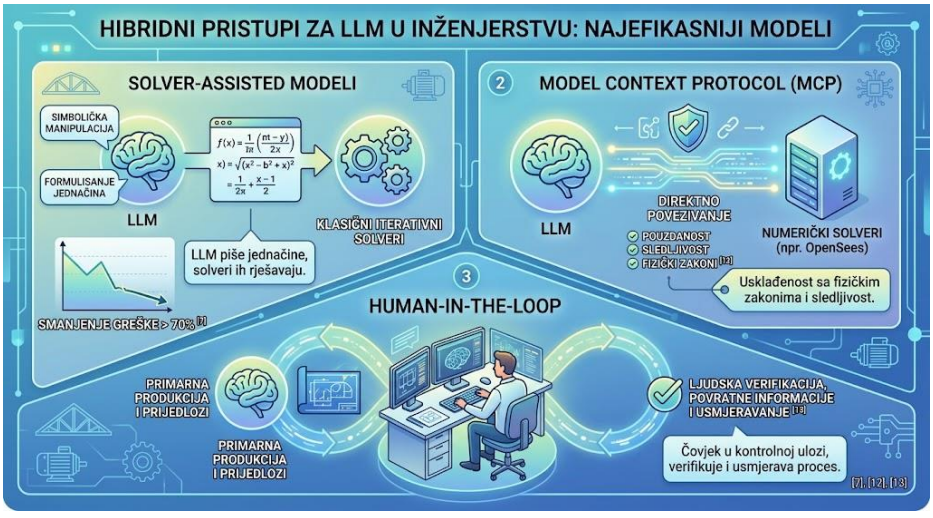
Bez obzira na veliki napredak, LLM-ovi i dalje imaju značajna ograničenja koja su ključna za praktičnu primjenu u inženjerstvu. Najčešći problemi i ograničenja u primjeni standardnih LLM-ova u inženjerstvu su [7, 14-16] :

1. **Numerička netačnost**: LLM-ovi po svojoj arhitekturi nisu računarski algoritmi (kalkulatori), već probabilistički jezički modeli primarno projektovani za predikciju narednog tokena u nizu. Uslijed toga, pokazuju značajne nestabilnosti pri izvođenju

egzaktne aritmetike, operacijama s velikim redovima veličine i višestepenim iterativnim proračunima. Umjesto determinističkog izračunavanja vrijednosti, model aproksimira i prognozira najvjerovatniji izlaz na osnovu distribucije podataka iz skupa za treniranje, što u inženjerskim proračunima, gdje se zahtijeva apsolutna preciznost dovodi do sistemskih grešaka.

2. **Fenomen haluciniranja (Generisanje lažnih podataka):** Jedan od ključnih nedostataka pri primjeni LLM-ova jeste generisanje činjenično netačnih ili potpuno fabrikovanih informacija izraženih visokim stepenom prividne pouzdanosti. U domenu mašinstva i konstrukcionog inženjerstva, ovo se manifestuje kroz definisanje nepostojećih mehaničkih svojstava materijala, predlaganje fizički i kinetički neizvodljivih konstrukcionih rješenja.
3. **Ograničenja u prostornom i geometrijskom rezonovanju:** Iako modeli ispoljavaju visoku performativnost u obradi prirodnog jezika, prisutna su izražena ograničenja pri obradi prostornih relacija, topologije i geometrijskih koncepta. Zadaci koji obuhvataju prostornu rotaciju, interpretaciju i analizu složene tehničke dokumentacije (2D nacrta i 3D modela), kao i planiranje putanja u prostoru, i dalje predstavljaju značajnu barijeru za standardne LLM arhitekture bez specijalizovanih računarskih modula.
4. **Pouzdanost i bezbjednost u kritičnim inženjerskim sistemima:** Generativni modeli ne posjeduju fizičku intencionalnost niti domensku ekspertizu, već operišu isključivo na nivou prepoznavanja uzoraka i korelativnih veza u tekstu. Primjena LLM-ova u sigurnosno kritičnim domenima (poput proračuna nosivosti konstrukcija, biomedicinskog inženjerstva ili razvoja upravljačkog softvera) nosi visok nivo rizika. Shodno tome, svaki izlazni rezultat ili preporuka generisana od strane modela mora proći kroz rigorozan proces verifikacije i validacije od strane kvalifikovanog inženjera (princip *Human-in-the-Loop*), kako bi se spriječile potencijalne havarije.

Na osnovu prethodno izloženog, može se zaključiti da jedan od najvažnijih koraka u primjeni modela velikih jezičkih mreža (LLM) u inženjerstvu predstavlja pravilno definisanje ulaznih upita (engl. *prompts*). U Tabeli 1 prikazane su tri paradigme definisanja upita, odnosno tri pristupa formulisanju zadataka koji značajno mogu unaprijediti tačnost i kvalitet izlaznih rezultata.



Slika 1: Hibridni pristupi za primjenu LLM u inženjerstvu – najefikasniji modeli (generisano u *Gemini*-u)

3. STUDIJA SLUČAJA

U cilju evaluacije mogućnosti i ograničenja primjene LLM modela u oblasti projektovanja i analize zavarenih konstrukcija, u ovom radu je sprovedena studija slučaja, odnosno

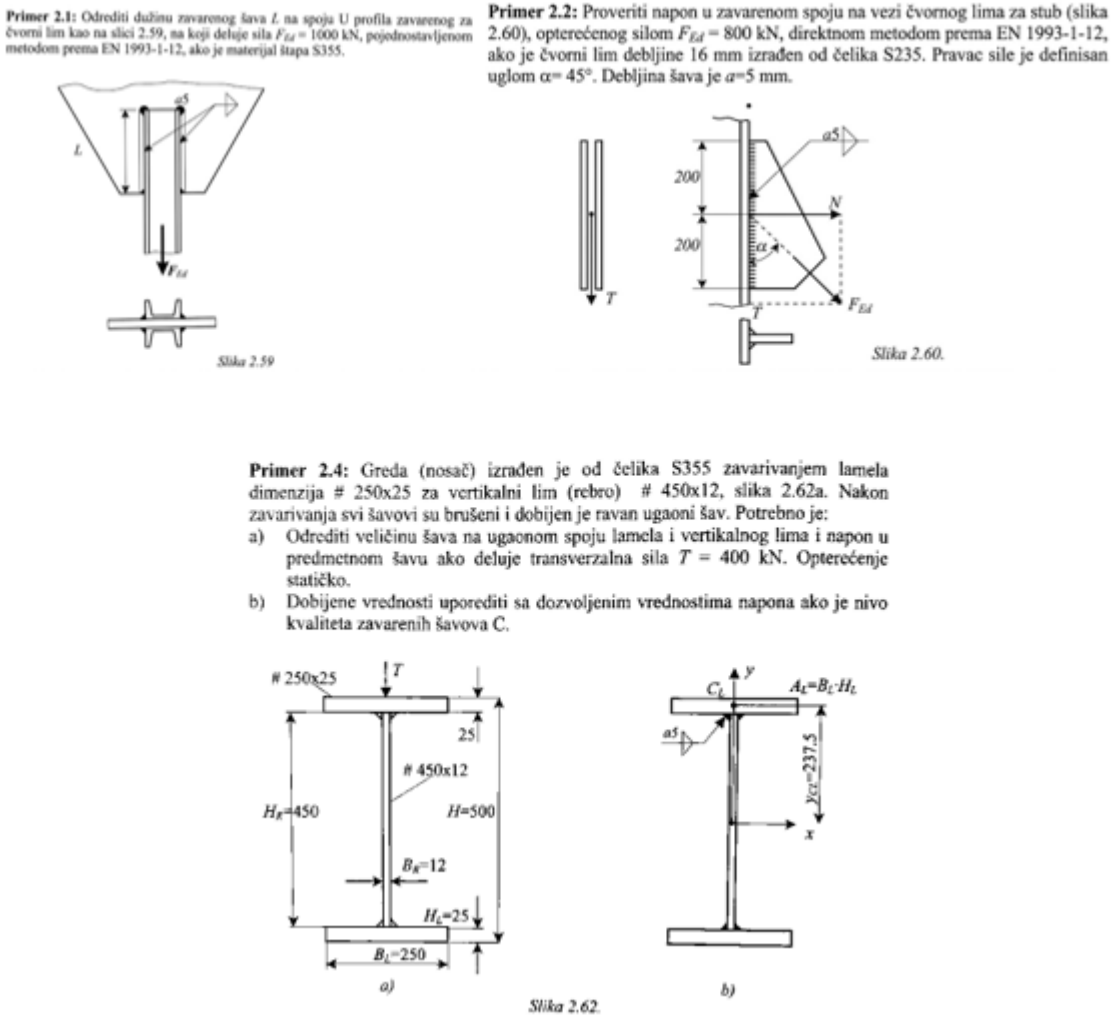
istraživanje koje je usmjereno na komparativnu analizu tri vodeća LLM modela opšte namjene *ChatGPT*, *Gemini* i *Claude*, pri rješavanju karakterističnih inženjerskih zadataka koji se odnose na dimenzionisanje i provjeru nosivosti zavarenih spojeva. Uporedna analiza urađena je za proračun zavarenih konstrukcija prema standardu EN 1993-1-12 odnosno prema Eurokodu 3 i snadardu DIN 18800. Sa ciljem objektivne procjene tačnosti generisanih odgovora, kao referentni (etalonski) model korišćeni su verifikovani analitički proračuni zavarenih spojeva iz univerzitetskom udžbeniku *Mašinski elementi* autora *Dragana Milčića* [6].

Tabela 1: Paradigme formulisanja ulaznih upita (promptova) za primjenu LLM-a u inženjerstvu

Paradigma	Arhitektura i Mehanizam	Inženjerski primjeri	Prednosti	Kritična ograničenja	Ocjena primje-njivost
Few-Shot *(In-Context Learning)*	Modelu se navode N eksplicitnih parova primjer-izlaz ($X_i \rightarrow Y_i$). Formira se kontekstualni uzorak bez ažuriranja.	Klasifikacija kvaliteta zavarenih spojeva prema **ISO 5817** (Nivoi B, C, D) na osnovu geometrijskih tolerancija i opisnih grešaka.	• Izuzetna kontrola sintakse i formata izlaza. • Eliminacija stilskih varijacija u tehničkoj dokumentaciji.	• Ne rješava kompleksne jednačine. • Ograničeno dužinom kontekstualnog prozora (*context window*).	**Srednja**
Chain-of-Thought (CoT) *(Lanac misli)*	Generisanje sekvencijalnih među-koraka rasuđivanja. Dekompo-zicija složenog problema.	Provjera nosivosti šava prema **EN 1993-1-12** ($\sigma_{\perp}, \tau_{\perp}, \tau_{II}$).	• Drastično smanjenje računskih grešaka i numeričkih halucinacija. • Potpuna transparentnos t proračuna (*audit trail*).	• Povećana latencija i veća potrošnja tokena. • Mogućnost propagacije greške ako je početna pretpostavka pogrešna.	**Visoka**
ReAct *(Reasoning + Acting)*	Sinergija unutrašnjeg planiranja i spoljnih akcija: ciklična petlja Thought → Action → Observation uz pozivanje API-ja, baza i alata.	Automatska provjera dinamičke izdržljivosti spoja: model čita parametre, poziva Python skriptu ili **FEA / CAD** bazu podataka, izvlači koeficijente i vraća verifikaciju.	• Eliminacija halucinacija tabličnih vrijednosti • Pristup normativnim dokumentima i CAS/FEM alatima.	• Složena arhitektura agenata. • Zavisnost od pouzdanosti i brzine odziva vanjskih API servisa.	**Visoka**

Prvi korak komparativne analize obuhvatio je evaluaciju mogućnosti multimodalnog prepoznavanja i samostalnog tumačenja inženjerskih zadataka. U tu svrhu, prethodno navedenim LLM modelima proslijeđen je isključivo vizuelni ulaz, odnosno grafički prikaz (fotografija) zadatka, bez dodatnih tekstualnih objašnjenja, smjernica ili pratećih upita (tzv. *visual zero-shot* pristup). Cilj ovog koraka bio je ispitivanje sposobnosti modela da samostalno identifikuje geometriju spoja, opterećenje, mjerodavne jednačine i tražene

parametre proračuna. Na slici 2 date su fotografije primjera proračuna zavarenih spojeva korištenih za komparativnu analizu iz univerzitetskog udžbenika *Mašinski elementi* autora *Dragana Milčića* [6].



Slika 2: Prikaz fotografija primjera proračuna zavarenih spojeva korištenih za komparativnu analizi iz univerzitetskom udžbeniku *Mašinski elementi* autora *Dragana Milčića* [6].

U tabeli 2 su dati rezultati prethodno navedene analize. *Gemini* se pokazao najefikasnijim i najpreciznijim u ovom testu, dajući tačne rezultate za sva tri analizirana primjera (Primjer 2.1, 2.2 i 2.4) već u prvom odzivu, bez potrebe za dodatnim pojašnjenjima ili korekcijama. *Claude* je pokazao takođe visoku tačnost u kompleksnijim slučajevima (Primjeri 2.2 i 2.4), dok je kod Primjera 2.1, slično kao i *ChatGPT*, previdio geometrijsku/konstruktivnu specifičnost spoja (raspodjela sile na dva U-profila, tj. ukupno četiri ugaona zavara) u primarnom upitu. Kod modela *ChatGPT* uočena je izražena osjetljivost na formulaciju ulaznog upita i sklonost ka zanemarivanju podrazumijevanih geometrijskih uslova (npr. prepoznavanje broja zavarivačkih šavova). Za dobijanje tačnog rezultata u Primjeru 2.2 kod *ChatGPT-a* bilo je potrebno provesti čak pet iterativnih koraka uz detaljna inženjerska pojašnjenja. Kod Primjera 2.4, ChatGPT nije uspio doći do tačne vrijednosti ni nakon pet iterativnih korekcija. Ova pojava jasno ukazuje na to da primjena pojedinih LLM modula u proračunu zavarenih spojeva zahtijeva visok nivo ekspertskog znanja korisnika. Model se bez stručnog nadzora ne može koristiti kao pouzdan samostalni alat, već isključivo kao pomoćno sredstvo, a verifikacija inženjera ja neophodna.

Tabela 2: Komparativna analiza tačnosti i efikasnosti LLM modela pri rješavanju karakterističnih primjera proračuna zavarenih spojeva

LLM modul	Primjer	Rezultat/Komentar
Knjiga [6]	Primjer 2.1	L=200 mm
	Primjer 2.2	$\sigma_{ekv} = 316,22 \text{ MPa} < \frac{f_u}{\beta_w \cdot \gamma_{M2}} = 360 \text{ MPa}$ $\sigma_{\perp} = 100 \text{ MPa} < \frac{0,9 f_u}{\gamma_{M2}} = 259,2 \text{ MPa}$
	Primjer 2.4	$\tau = 74,51 \text{ MPa} < \tau_{s,doz} = 85 \text{ MPa}$ za a=5 mm
ChatGPT	Primjer 2.1	Bez dodatnog pojašnjenja, *ChatGPT* računa dužinu zavara bez raspodjele sile na dva U-profila. Tek nakon što se definira da postoje ukupno četiri zavara, dobije se tačan rezultat od L=200 mm, odnosno L=210 mm uz dodatak od *2a.*
	Primjer 2.2	Tačan rezultat dobije je tek nakon pet iterativnih korekcija i detaljnih pojašnjenja. Ovo ukazuje na to da efikasna primena posmatranog LLM modula zahteva visoki nivo ekspertskog znanja iz oblasti proračuna zavarenih spojeva prema predmetnom standardu.
	Primjer 2.4	Nije dobijen rezultat kao u knjizi i nakon 5 iterativnih koraka.
Gemini	Primjer 2.1	Dobijen je tačan rezultat bez dodatnih pojašnjenja:*L=2*00 mm sa dodatkom *2a* - *L=2*10 mm
	Primjer 2.2	Dobijen je tačan rezultat bez dodatnih pojašnjenja
	Primjer 2.4	Dobijen je tačan rezultat bez dodatnih pojašnjenja
Claude	Primjer 2.1	Bez dodatnog pojašnjenja, *Claude* računa dužinu zavara bez raspodjele sile na dva U-profila. Tek nakon što se definira da postoje ukupno četiri zavara, dobije se tačan rezultat od L=200 mm, odnosno L=210 mm uz dodatak od *2a*.
	Primjer 2.2	Dobijen je tačan rezultat bez dodatnih pojašnjenja
	Primjer 2.4	Dobijen je tačan rezultat bez dodatnih pojašnjenja

Jedan od metodoloških pristupa za povećanje pouzdanosti i determinističke tačnosti pri primjeni velikih jezičkih modela (LLM) u proračunu zavarenih spojeva, posebno kod parametarskih i tipskih konstrukcija sa varijabilnim geometrijskim dimenzijama, ogleda se u automatizovanom generisanju programskog koda (npr. u jeziku *Python*). Za razliku od direktnog, konverzacijskog odgovaranja (engl. *direct prompt response*), gdje je svaku pojedinačnu numeričku vrijednost neophodno naknadno verifikovati zbog rizika od nekonzistentnosti i stohastičkih grešaka generisanja, paradigmatski prelazak na izradu namjenskih skripti osigurava ponovljivost i potpunu kontrolu proračunskog algoritma. Nakon što se testira i verifikuje sam programski algoritam, stvara se pouzdan alat koji omogućava brzu, preciznu i sistematsku parametarsku analizu širokog spektra varijacija zavarenih spojeva, bez potrebe za pojedinačnom verifikacijom svakog narednog ulaznog skupa podataka.

4. ZAKLJUČAK

U ovom radu sprovedena je analiza mogućnosti primjene tri vodeća LLM modela opšte namjene *ChatGPT*, *Gemini* i *Claude*, u oblasti mašinskih konstrukcija, sa posebnim fokusom na proračun nosivosti zavarenih spojeva prema važećim inženjerskim standardima i normativima. Kroz sprovedenu komparativnu analizu rezultata dobijenih klasičnim analitičkim putem i rezultata generisanih putem LLM modula, izvedeni su sljedeći ključni zaključci:

1. Primjena AI alata drastično skraćuje vrijeme iteracija u ranoj fazi projektovanja, omogućavajući brzu evaluaciju konstruktivnih konceptualnih rješenja i preliminarno dimenzionisanje zavarenih spojeva.

2. Sprovedena komparativna analiza je pokazala da, uprkos odličnom razumijevanju teorijskih koncepata i standarda, LLM moduli imaju tendenciju generisanja netačnih numeričkih vrijednosti "halucinacija", zbog čega je neophodna obavezna inženjerska kontrola svih dobijenih rezultata.

3. Najbolji rezultati u inženjerskoj praksi postižu se primjenom hibridnog modela koji kombinuje brzinu i generativni potencijal veštačke inteligencije sa pouzdanošću, preciznošću i sigurnošću tradicionalnih inženjerskih proračunskih softvera ili uz 100% verifikaciju inženjera.

4. Posebnu prednost predstavlja mogućnost integracije AI alata sa Python skriptama i bibliotekama, što omogućava automatizaciju rutinskih proračuna, kreiranje prilagođenih interaktivnih alata i brzu parametarsku analizu bez rizika od manuelnih računskih grešaka.

ZAHVALNICA

Ovaj rad rezultat je bilateralnog projekta „PA-ZMK: Proračun i analiza zavarenih mašinskih konstrukcija“ – br. 10-33-11-603/26. Rad je napisan uz podršku AI alata: *SciSpace*, *Gemini*, *Claude* i *ChatGPT*.

LITERATURA

[1] Chien, C. T., Chien, C., Hybrid AI-Driven Computer-Aided Engineering Optimization: Large Language Models Versus Regression-Based Models Validated Through Finite-Element Analysis. Applied Sciences, 15(18), 10123, 2025. https://doi.org/10.3390/app151810123.

[2] Makatura, L., Foshey, M., Wang, B., Hähnlein, F., Ma, P., Deng, B., Tjandrasuwita, M., Spielberg, A., Owens, C. E., Chen, P. Y., Zhao, A., Zhu, A., Norton, W., Gu, E., Jacob, J., Li, Y., Schulz, A., & Matusik, W., How Can Large Language Models Help Humans in Design And Manufacturing? Part 1: Elements of The LLM-Enabled Computational Design and Manufacturing Pipeline. Harvard Data Science Review, Special Issue 5, 2024. https://doi.org/10.1162/99608f92.cc80fe30.

[3] Karimi, M.. Finite element simulations of welding distortions and predictions using deep Learning methods, 2024. https://doi.org/10.14288/1.0447578.

[4] Zhang, S., Wang, W. Y., Wang, X., Li, G., Ren, Y., Gao, X., Sun, F., Tang, B., Song, H., & Li, J., Large language models enabled intelligent microstructure optimization and

defects classification of welded titanium alloys. Journal of Materials Informatics, 2024. https://doi.org/10.20517/jmi.2024.64.
[5] Zhongjie, Y., Zugu, B., Min, C., Jia, W., Baoru, H., Guobi, Tan., Weijian, Han., Comprehensive quality assessment of resistance spot welding: A deep learning and large language models-based approach for process and performance evaluation, Journal of Manufacturing Processes, Volume 162, 2026, pp. 249-268.
[6] Milčić, D., Mašinski elementi, Mašinski fakultet Niš, 2022.
[7] Varun, K. S., & Vunnam, R., Can Large Language Models Solve Engineering Equations? A Systematic Comparison of Direct Prediction and Solver-Assisted Approaches, 2026. https://doi.org/10.48550/arxiv.2601.01774.
[8] Jiang, Z., Qian, T., Zhou, K., Liu, Y., Huang, H.-Z., Wang, Z., Generative Reliability-Based Design Optimization (RBDO) Using In-Context Learning Capabilities of Large Language Models (LLMs), 2025. https://doi.org/10.1115/detc2025-168004.
[9] Wei, J., Wang, X., Schuurmans, D., Bosma, M., Xia, F., Chi, E., Le, Q. V., Zhou, D. Chain-of-thought prompting elicits reasoning in large language models. Advances in Neural Information Processing Systems (NeurIPS), 35, 2022, 24824–24837. https://doi.org/10.48550/arXiv.2201.11903.
[10] Petroni, F., Rocktäschel, T., Riedel, S., Lewis, P., Bakhtin, A., Wu, Y., Miller, A., Language Models as Knowledge Bases?. Proceedings of the 2019 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing (EMNLP), 2019, 2463–2473. https://doi.org/10.48550/arXiv.1909.01066.
[11] Brown, T. B. i drugi, Language models are few-shot learners. Advances in Neural Information Processing Systems (NeurIPS), 2020, 33, 1877–1901. https://doi.org/10.48550/arXiv.2005.14165.
[12] Avila, C., Ilbay, D., Tapia, P., Rivera, D., Toward Responsible AI in High-Stakes Domains: A Dataset for Building Static Analysis with LLMs in Structural Engineering, Data. 2025, 10(11):169. https://doi.org/10.3390/data10110169.
[13] Yu, Y., Sun, P., Zhao, H., Wang, Q., Liu, C.,. Transforming LLMs into Domain Experts: A Case Study of Train Trajectory Evaluation. In 2025 IEEE International Conference on Intelligent Rail Transportation (ICIRT), 2025, pp. 301-308.
[14] Heesch, R., Eilermann, S., Windmann, A., Diedrich, A., Niggemann, O., Evaluating large language models for real-world engineering tasks. In Australasian Joint Conference on Artificial Intelligence, Singapore: Springer Nature Singapore, 2025, pp. 54-66.
[15] Baker, C., Rafferty, K., Price, M., Large language models in mechanical engineering: A scoping review of applications, challenges, and future directions. Big Data and Cognitive Computing, 9(12), 305, 2025.
[16] Pokhrel, R., Parajuli, S., Transforming Structural Engineering: Examining the Opportunities and Risks of ChatGPT and Other Large Language Models. International Journal on Engineering Technology, 1(1), 2023, pp. 204-222.