

PROCES INTEGRACIJE PHYSICS-INFORMED NEURAL NETWORKS (PINNS) U ANALIZI UDARNIH SILA U MEHANIČKIM SISTEMIMA

Armin Berecki¹, Nenad Grahovac², Miodrag Žigic³

^{1,2,3}Univerzitet u Novom Sadu, Fakultet tehničkih nauka, Novi Sad, Srbija

¹armin@uns.ac.rs, ²ngraho@uns.ac.rs, ³mzigic@uns.ac.rs

Kratak sadržaj: Cilj ovog rada je primena Physics-Informed Neural Networks (PINNs) u analizi sudara, sa posebnim osvrtom na upotrebu numeričkih podataka o ulaznim i izlaznim brzinama tela i intenzitetu udarne sile u funkciji vremena za vreme trajanja sudara. Analiza sudara je značajna za razumevanje dinamičkog ponašanja sistema u mnogim inženjerskim disciplinama, uključujući automobilske sudare, biomehaniku i industrijske procese. Konvencionalne metode za rešavanje ovih problema često zahtevaju složene numeričke simulacije koje mogu biti računarski zahtevne i teško primenljive na nepravilne geometrije. PINNs predstavljaju naprednu tehniku koja omogućava integraciju zakona fizike direktno na obuku neuronskih mreža, čime se postiže efikasnije modelovanje sudara sa minimalnim računarskim naporima. Korišćenjem podataka o pomeranju, brzini i sili tokom sudara, PINNs mogu da predviđaju dinamiku sudara, poštujući zakone mehanike, kao što je na primer zakon o promeni količine kretanja. Pristup pokazan ovim radom otvara nove mogućnosti za modeliranje sudara u inženjerskim aplikacijama.

Ključne reči: pinns/sudar/neuronske mreže/eksperimentalne metode

THE PROCESS OF INTEGRATING PHYSICS-INFORMED NEURAL NETWORKS (PINNs) INTO THE ANALYSIS OF IMPACT FORCES IN MECHANICAL SYSTEMS

Abstract: The aim of this paper is to apply Physics-Informed Neural Networks (PINNs) to collision analysis, with a specific focus on utilizing numerical data of input and output velocities of bodies and impact force intensity as a function of time during the collision. Collision analysis is significant for understanding the dynamic behavior of systems in many engineering disciplines, including automotive crashes, biomechanics, and industrial processes. Conventional methods for solving these problems often require complex numerical simulations that can be computationally intensive and challenging to apply to irregular geometries. PINNs represent an advanced technique that enables the integration of physical laws directly into the training of neural networks, achieving more efficient collision modeling with minimal computational effort. By using data on coordinate, velocity and force during collisions, PINNs can predict collision dynamics while adhering to mechanical principles, such as the law of momentum conservation. The approach demonstrated in this paper opens new possibilities for modeling collisions in engineering applications.

Key Words: pinns/collision/neural networks/experimental methods

1. UVOD

Veštačke neuronske mreže imaju široku primenu, kao na primer u robotici, biomehanici, medicini, u obradi podataka i obradi slike, identifikaciji parametara sistema. Primena neuronskih mreža često zahteva velike količine podataka, koji nisu uvek dostupni. Efikasnost se može povećati dodatnim informacijama u obliku određenih zakona koji se implementiraju u proces mašinskog učenja. Na taj način se ograničava prostor dopustivih rešenja i postiže se brža obuka, tj. algoritam za učenje postiže dobre rezultate i nalazi rešenje sa manjim brojem zadatih primera.

Physics-Informed Neural Networks (PINNs) su napredne metode u oblasti mašinskog učenja koje uzimaju u obzir zakone fizike kroz proces obuke neuronskih mreža, videti [1] i [2]. Na ovaj način, jednačine kao što su parcijalne ili obične diferencijalne jednačine koje se koriste u teorijskoj mehanici, postaju deo procesa treniranja neuronske mreže, što omogućava rešavanje složenijih problema u mehanici. Za razliku od konvencionalnih numeričkih metoda poput metode konačnih elemenata ili metode konačnih razlika, PINNs omogućavaju rešavanje problema sa manjim zahtevima procesorske moći računara.

2. TEORIJSKE OSNOVE

U mehanici, PINNs se koriste za modelovanje i rešavanje problema iz oblasti teorije elastičnosti, mehanike fluida, mehanike čvrstih tela itd. Bitna prednost PINNs metoda je u tome što omogućavaju direktno uvođenje graničnih i početnih uslova kao i zakona mehanike kontinuuma u funkciju gubitka tokom procesa obuke neuronske mreže. Na taj način, rešenje dobijeno od strane mreže ne samo da ima visoku tačnost u pogledu numeričkih proračuna, već je i konzistentno sa zakonima fizike.

Osnovna ideja PINNs-a je da se koristi neuronska mreža koja "uči" rešenja fizičkih problema minimiziranjem ostataka (relativne greške) koji se dobijaju od diferencijalnih jednačina koje opisuju fizički fenomen, u ovom slučaju sudar. Funkcija gubitka neuronske mreže se konstruiše tako da uključuje ne samo greške u predviđenju, već i kršenje zakona fizike na bilo kojem delu domena. Jedna od glavnih prednosti PINNs-a je u tome što ove mreže mogu efikasno rešavati probleme u složenim geometrijama, visokodimenzionalnim prostorima i sa složenim graničnim uslovima, kao i nelinearne probleme ili probleme sa neuređenim mrežama. PINNs mogu raditi sa nepotpunim ili nepreciznim podacima, što se može pokazati korisno u inženjerskim primenama gde podaci nisu uvek precizni.

Jedan od glavnih parametara kod PINNs-a je funkcija koja se sastoji od više komponenti koje integrišu fizičke zakone u proces treniranja, tako što uključuju i jednačine u funkciju greške. Funkcija greške se može podeliti na tri dela:

1. Greška podataka - L_{data}
2. Greška u zadovoljavanju fizičkih ograničenja - $L_{physics}$
3. Greška u odstupanju od početnih/graničnih uslova - $L_{b/initial}$

Greška podataka osigurava da rezultati neuronske mreže odgovaraju posmatranim podacima na tačkama gde su dostupna merenja, ili eksperimentalnim podacima. Vrednost greške podataka dobija se:

$$L_{data} = \frac{1}{N_{data}} \sum_{i=1}^{N_{data}} \|u_{pred}(x_i) - u_{true}(x_i)\|^2$$

gde su u_{pred} , u_{true} , N_{data} vrednost koju predviđa mreža, stvarna vrednost iz podataka i broj podataka respektivno.

Minimizacija greške u zadovoljavanju fizičkih ograničenja primorava mrežu da poštuje fizičke zakone opisane jednačinama.

$$L_{physics} = \frac{1}{N_r} \sum_{i=1}^{N_r} F(u_{pred}(x_i, t_i), x_i, t_i)^2$$

gde su (x_i, t_i) , N_r kolokacione tačke unutar domena i broj kolokacionih tačaka koje obezbeđuju fizički zakon respektivno. Veličina F predstavlja jednačinu. Na primer, kod sudara ova veličina ima oblik: $F = \Delta K - I^s$

Greška u odstupanju od početnih/graničnih uslova osigurava da su rezultati mreže usklađeni sa graničnim i/ili početnim uslovima

$$L_{b/initial} = \frac{1}{N_{b/initial}} \sum_{i=1}^{N_{b/initial}} \|u_{pred}(x_i) - u_{b/initial}(x_i)\|^2$$

Ukupna greška dobija se kao suma svih prethodnih termina

$$L = \lambda_{data} L_{data} + \lambda_{physics} L_{physics} + \lambda_{b/initial} L_{b/initial} \quad (1)$$

gde su λ_{data} , $\lambda_{physics}$, $\lambda_{b/initial}$ parametri koji balansiraju doprinose svakog termina, takvi da važi:

$$\lambda_{data} + \lambda_{physics} + \lambda_{b/initial} = 1$$

Sudar je fizičko-mehanički proces koji nastaje kada mehanički sistem (materijalna tačka, sistem tačaka, telo) dođe u kontakt s preprekom, pri čemu kontaktne tačke imaju različite brzine. Karakteriše ga kratko trajanje i sile velikih intenziteta, slične onima pri eksplozijama, koje mogu višestruko premašiti težinu tela uključenog u sudar [4].

Te sile, poznate kao udarne ili impulsne, prate deformacije u zoni kontakta, pa se ne mogu opisati dinamikom krutih tela. U kursevima mehanike proučavaju se stanja sistema pre i posle sudara, dok se sudar posmatra kao singularni proces beskonačno kratkog trajanja, uz pretpostavku da pomeranje kontaktne tačke tokom sudara izostaje, dok brzina doživljava konačnu promenu, videti [3], [4].

Zbog veoma kratkog trajanja sudara, $T \rightarrow 0$, i sile F veoma velikog intenziteta, za opis uzajamnog dejstva tela koristi se udarni impuls I , koji predstavlja površinu ispod krive udarne sile u funkciji vremena i ima konačnu vrednost [4].

$$\vec{I} = \int_0^T \vec{F} dt. \quad (2)$$

Za analizu proučavanog mehaničkog sistema izloženog sudaru može se koristiti teorema o priraštaju količine kretanja

$$\Delta \vec{K} = \vec{I}^s, \quad (3)$$

gde je $\vec{I}^s$ je impuls glavnog vektora spoljašnjih udarnih sila, videti [3], [4]. Ukoliko postoji mogućnost da se odredi zavisnost sile od vremena tokom trajanja udarnog procesa, onda je moguće koristiti osnovnu aksiomu dinamike,

$$m \vec{a} = \vec{F}, \quad (4)$$

uz primenu odgovarajuće konstitutivne jednačine kojom se modelira ponašanje viskoelastičnog sloja u zoni kontakta.

Za rešavanje problema sudara pomoću PINNs mogu se koristiti eksperimentalni podaci prikazani u radu [5], gde je izvršeno 18 merenja, pri čemu su mereni brzina i udarna sila tokom vremena. Takođe su poznati podaci o početnoj brzini, kao i brzini na kraju sudara, pa se ti podaci mogu koristiti kao granični uslovi.

3. PRIMENA PINNS U MODELOVANJU SUDARA

Prvi aspekt pre same implementacije je formulacija fizičkog problema. Problem sudara može biti opisan kroz odgovarajuće jednačine navedene u predhodnoj glavi, koje uzimaju u obzir zakone o promeni količine kretanja, kao i sile koje deluju tokom sudara. Takođe, mogu se uzeti u obzir zakoni kontaktne mehanike, koji mogu biti opisani kroz nelinearne PDJ koje modeliraju elastične ili viskoelastične deformacije. Ako se u jednačinu (1) uvrsti teorema o priraštaju količine kretanja, dobija se

$$m \frac{d^2 x}{dt^2} - F(\dot{x}, x, t) = 0, \quad (5)$$

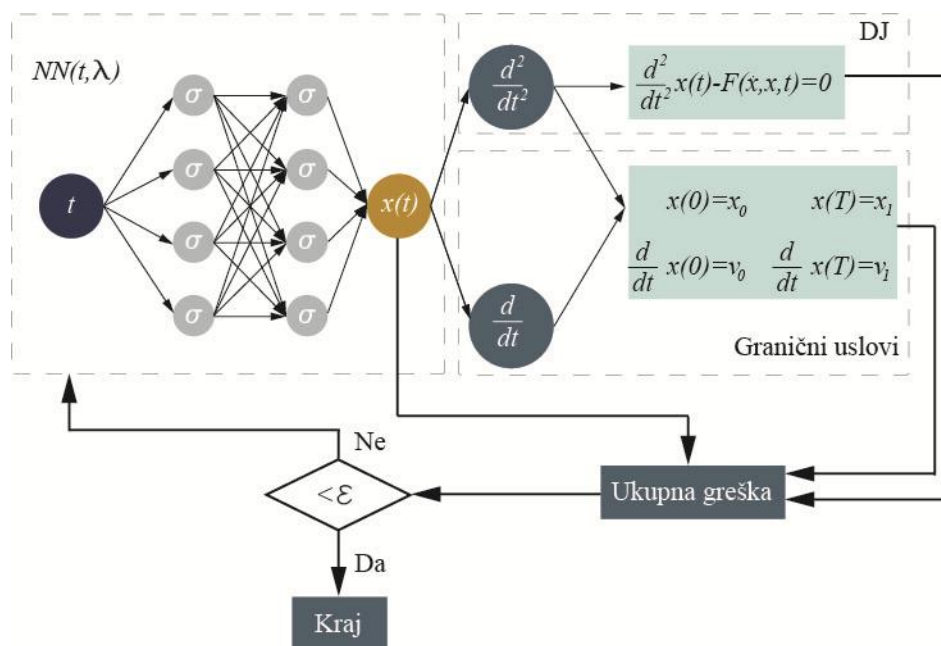
pri čemu se granični uslovi mogu definisati u sledećem obliku

$$x(0) = x_0, \quad x(T) = x_1, \quad \frac{dx}{dt}(0) = v_0, \quad \frac{dx}{dt}(T) = v_1. \quad (6)$$

gde je T vreme kada se proces sudara završava.

Sledeći korak je unošenje eksperimentalnih podataka. Ulazni podaci kao što su granični uslovi i sila u funkciji vremena mogu biti korišćeni kao podaci za obuku mreže. PINN će pokušati da "nađe" rešenja koja ne samo da zadovoljavaju ove podatke, već i navedene fizičke zakone koji se odnose na sudar. Za eksperiment je korišćen PASCO uređaj Basic PAScar PAStrack System koji ima mogućnost merenja brzine i udarne sile prilikom translacionog pravolinijskog kretanja tela i njegovog udara u prepreku (koja je sačinjena od opruge, gume ili nekog viskoelastičnog materijala), te kretanja u suprotnom smeru. Masa tela se može menjati tako da je u eksperimentima njegova masa iznosila 0.25, 0.5 i 0.75 kg.

Obuka neuronske mreže se sastoji iz minimiziranja funkcije gubitka koja uključuje elemente date jednačinom (1). Parametri koji balansiraju doprinose se postavljaju proizvoljno pre procesa "obuke". Kada PINN završi sa ovim procesom, može se koristiti za određivanje položaja i brzine tela na kraju procesa, intenziteta sile tokom sudara u novim uslovima, uključujući simulaciju različitih verzija sudara (sudari sa različitim materijalima, drugačijim početnim brzinama). PINNs takođe može određivati parametre, kao što su moduli elastičnosti, koji mogu biti nepoznati ili teško merljivi u realnim eksperimentima, videti [2]. Algoritam je prikazan na Slici 1.



Slika 1. PINN algoritam.

4. ZAKLJUČAK

Neuronske mreže u koje su implementirani fizički zakoni predstavljaju proširenje klasičnih neuronskih mreža i doprinose razvoju numeričkih metoda za rešavanje običnih i parcijalnih diferencijalnih jednačina, a imaju veliku primenu u različitim oblastima. U ovom radu analizirana je mogućnost primene physics-informed neural networks (PINNs) u problemu sudara, čime se usko povezuje oblast mašinskog učenja sa teorijskom i primenjenom mehanikom. Osnovna aksioma dinamike, kao obična diferencijalna jednačina drugog reda, zajedno sa graničnim uslovima, implementirana je u neuronsku mrežu kako bi se mreža, na osnovu određenog broja eksperimentalnih podataka mogla "obučiti", da bi kasnije mogla predviđati silu u funkciji vremena za neke druge slučajeve koji nisu obuhvaćeni eksperimentalnim podacima. Ovakav koncept, kao veoma efikasan metod za rešavanje inženjerskih problema, predstavlja alternativni način za dobijanje rešenja te se može koristiti i kao metoda za proveru rezultata dobijenih klasičnim metodama.

Ovo istraživanje je podržano od strane Fakulteta tehničkih nauka Univerziteta u Novom Sadu, Projekat broj 2025-054.

5. LITERATURA

- [1] Raissi, M., Perdikaris, P., & Karniadakis, G. E. *Physics-informed neural networks: A deep learning framework for solving forward and inverse problems involving partial differential equations*. Journal of Computational Physics, 378, 686-707, (2019) DOI: 10.1016/j.jcp.2018.10.045.
- [2] Karniadakis, G.E., Kevrekidis, I.G., Lu, L. et al. *Physics-informed machine learning*. Nat Rev Phys 3, 422–440 (2021). <https://doi.org/10.1038/s42254-021-00314-5>
- [3] Božidar Vuijanović, *Dinamika*, Univerzitet u Novom Sadu, 1992.
- [4] Dragan Spasić, *Mehanika: osnove, opšte, proširenja*, Univerzitet u Novom Sadu, u pripremi.
- [5] A. Berecki, N. Grahovac, M. Žigić, *Integracija eksperimentalnih metoda u nastavni proces: Analiza udarnih sila u mehaničkim sistemima*, XXX Skup Trendovi razvoja - Nastavnici i saradnici kao centar promena u visokom obrazovanju, Vrnjačka Banja, 7.-10.02.2024.