

Umetne nevronske mreže v arheologiji: primer uporabe

©Dimitrij Mlekuž

Univerza v Ljubljani, Filozofska fakulteta, Oddelek za arheologijo

©Bernarda Županek

Mestni muzej Ljubljana

Povzetek: Namen članka je predstaviti umetne nevronske mreže in možnosti njihove uporabe v arheologiji. Predstavila sva primer uporabe umetne nevronske mreže pri študiju razlik v religiozni podobi rimskej mest Emone in Petovione; pri tej nalogi sva uporabila umetne nevronske mreže za prepoznavanje vzorcev. Predvsem želiva poudariti možnosti, ki jih nudijo umetne nevronske mreže pri delu z "mehkimi", ohlapno definiranimi podatki, kar je pogosta značilnost arheoloških zapisov.

Abstract: The paper aims at presenting artificial neural networks and possibilities of their application in archaeology. As a case study, artificial neural network was used for pattern recognition task when studying religious differences between Roman towns Emona and Petovio. In the paper, the emphasis is put on strength of artificial neural networks when handling fuzzy and fragmented data often characteristics of archaeological record.

Ključne besede: umetne nevronske mreže, arheološki zapis, obdelava fragmentiranih podatkov, prepoznavanje vzorcev

Uvod

Narava arheoloških zapisov je, da so fragmentirani, nejasni in "mehki". Klasične "trde" statistične metode so za iskanje pravilnosti v arheoloških zapisih pogosto neprimerne, saj so bile konstruirane za obdelavo drugačnih podatkov. Napredek na področjih umetne inteligence, prepoznavanja vzorcev in teorije mehkih množic je omogočil, da lahko tudi v arheologiji uporabljam "mehke" metode, ki so bližje naravi fragmentiranih podatkov in človeškemu obvladovanju njihove kompleksnosti. V tem prispevku želiva predstaviti aplikacijo umetnih nevronske mrež na dobro definiranem arheološkemu problemu s fragmentiranimi in nejasnimi podatki.

Umetne nevronske mreže so posebna oblika distribuiranih računalnikov, podobnih živčnim sistemom. Za umetno nevronsko mrežo je značilna sposobnost

¹ Ang. *fuzzy*

učenja, zmožnost upoštevanja v procesu učenja nakopičenega znanja in odgovarjanja na vhodne dogodke na način, ki je najbližji med učenjem pridobljenim izkušnjam. Umetne nevronske mreže zmorejo posploševati ter tolerirati napake in pomanjkljivosti vhodnih podatkov. Pristopi z uporabo umetnih nevronske mrež so se uveljavili v številnih aplikativnih problemih, kjer ni na voljo "trdih" algoritmov ali metod: predvsem na področjih razpoznavanja in klasifikacije vzorcev (na primer prepoznavanje slik, ugotavljanje pristnosti podpisov), procesiranja kompleksnih signalov (na primer vodenja robotov), diagnosticiranja (v medicini), informacijskega inženirstva in druge.

Članek predstavlja aplikacijo umetne nevronske mreže pri ugotavljanju pravilnosti v zapisu spomenikov, posvečenih božanstvom iz rimskej mest Emone in Petovione. V izviru nara je bila predvsem predstavitev ter obdelava fragmentiranih in "mehko" določenih podatkov. V tej vaji je najina osnovna predpostavka, da epigrafski spomeniki, posvečeni različnim božanstvom, odkriti na območju obeh mest, odsevajo religiozno ozadje Emone in Petovione.

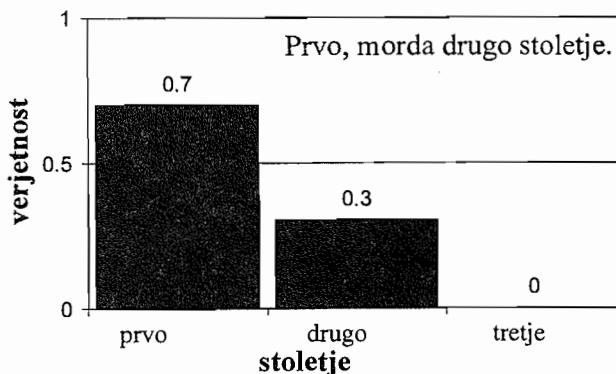
V spodaj predstavljeni vaji naju torej zanimajo religiozne razlike med rimskej mestoma Emono in Petoviono, ob osnovni predpostavki, da jih je moč prebrati v epigrafskih spomenikih. Najprej opisujeva, kako sva predstavila fragmentarne, "mehke" podatke; potem opisujeva osnovne trende podatkovne zbirke. V osrednjem delu predstavlja uporabo umetne nevronske mreže za prepoznavanje pravilnosti znotraj podatkovne zbirke. Nazadnje na kratko povzemava nekaj rezultatov; predstavitev rezultatov te vaje in njihovi interpretaciji sva več prostora namenila drugje (Mlekuž in Županek v tisku).

Predstavitev podatkov

Sestavila sva relacijsko podatkovno zbirko epigrafskih spomenikov obeh mest. Za vsak spomenik sva zabeležila vrsto atributov (lokacijo spomenika, ime božanstva, ime dedikanta, socialno pripadnost dedikanta, datacijo, itd.). Vnos v bazo podatkov je bil vezan na več kriterijev,

predvsem pomembna je bila ohranjenost imena božanstva in imena dedikanta, ki nama je služilo pri ugotavljanju dedikantovega socialnega razreda².

Eden glavnih izzivov te vaje je bila ohlapno definirana in fragmentirana narava uporabljenih podatkov. Datanice spomenikov so dober primer ohlapno formuliranih podatkov, saj so pogosto oblike "prvo, morda še drugo stoletje". Take podatke sva skušala predstaviti z uporabo verjetnostne sheme³ (prim. Slika 1.). Za vsak spomenik sva definirala zaporedje vrednosti, vsaka vrednost je enaka verjetnosti, da spomenik spada v posamezno stoletje. Vsota verjetnosti je seveda enaka 1.



Slika 1: Primer uporabe verjetnostne sheme.

Dobila sva dva vzorca, za Emono in za Petoviono. Oba vzorca sta komajda reprezentativna, tako zaradi njune majhnosti (vnešenih je bilo 77 spomenikov za Petoviono in le 23 za Emono) kot zaradi depozicijskih in postdepozicijskih procesov ter različnih vplivov, vezanih na zbiranje in publiciranje spomenikov.

Trendi

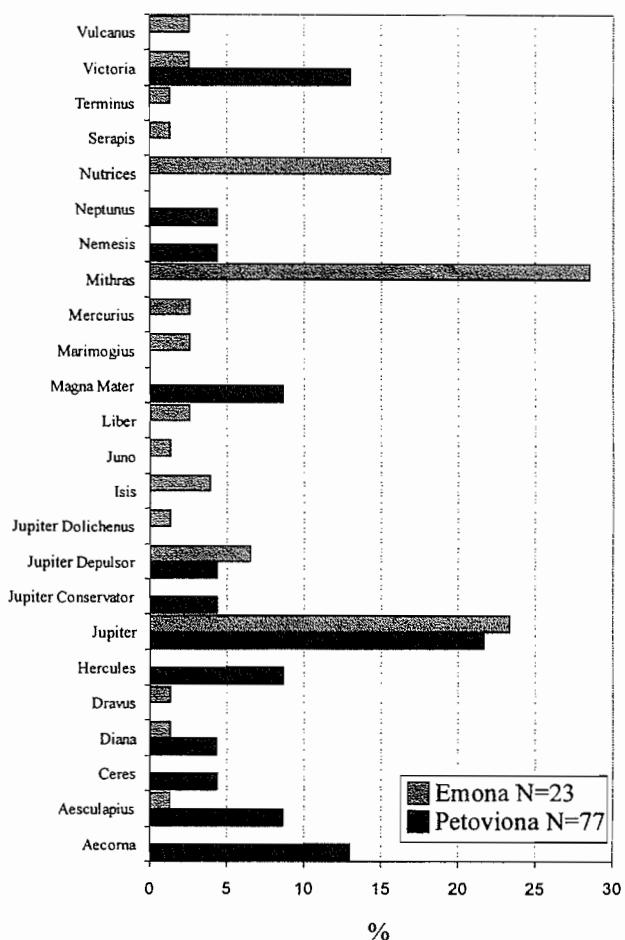
S pomočjo nekaterih statističnih analiz sva v obeh vzorcih vzpostavljene podatkovne zbirke iskala splošne tende glede zastopanosti posameznih božanstev, socialnega

² Za pomoč pri določanju socialne pripadnosti dedikantov in prijazne nasvete se zahvaljujeva dr. M. Lovrenjaku.

³ Ang. *probability scheme*.

razreda dedikantov in časovne distribucije spomenikov.

Med 24 zabeleženimi božanstvi (prim. Slika 2) se jih samo pet pojavi v obeh vzorcih (Eskulap, Diana, Jupiter, Jupiter Depulsor in Viktorija). Od 77 spomenikov iz petovionskega vzorca jih je kar 67% posvečenih samo trem božanstvom: Jupitru, Mitri in Nutricam; preostala božanstva so zastopana v manj kot 5% vsako. Vzorec iz Emone je glede zastopanosti posameznih božanstev precej bolj uniformen (kar je verjetno posledica zelo majhnega vzorca): Jupiter je zastopan v 21%, Viktorija in Ekorna vsaka v 13%.



Slika 2: Procentualni diagram zastopanosti posameznih božanstev v obeh vzorcih.

Procentualni diagram božanstev v obeh vzorcih (Slika 2) kaže precejšnjo razliko med emonskim in poetovionskim vzorcem. Za ovrednotenje te razlike sva uporabila χ^2 test (Shennan 1988, 65-77), ki je pokazal, da se distribucija božanstev med obema vzorcema razlikuje z več kot 99% zanesljivostjo.

V socialni strukturi⁴ dedikantov iz obeh mest je opaziti nekaj podobnosti. V obeh vzorcih pomenijo najštevilnejšo družbeno skupino državljeni; v vzorcu iz Emone močno prevladujejo. V vzorcu iz Petovione so številčno zelo dobro zastopani tudi sužnji. Najmanjšo skupino v obeh vzorcih predstavljajo vojaki: zabeležila sva le dva za Emono in 13 za Petoviono.

Temporalna dinamika spomenikov iz obeh vzorcev je različna. Odstotek datiranih spomenikov je v emonskem vzorcu v prvem in drugem stoletju približno enak, medtem ko v tretjem naglo upade. Situacija v Petovioni je povsem drugačna: pričakovanimu manjku spomenikov iz prvega stoletja sledi vrhunec v drugem in rahel upad v tretjem stoletju.

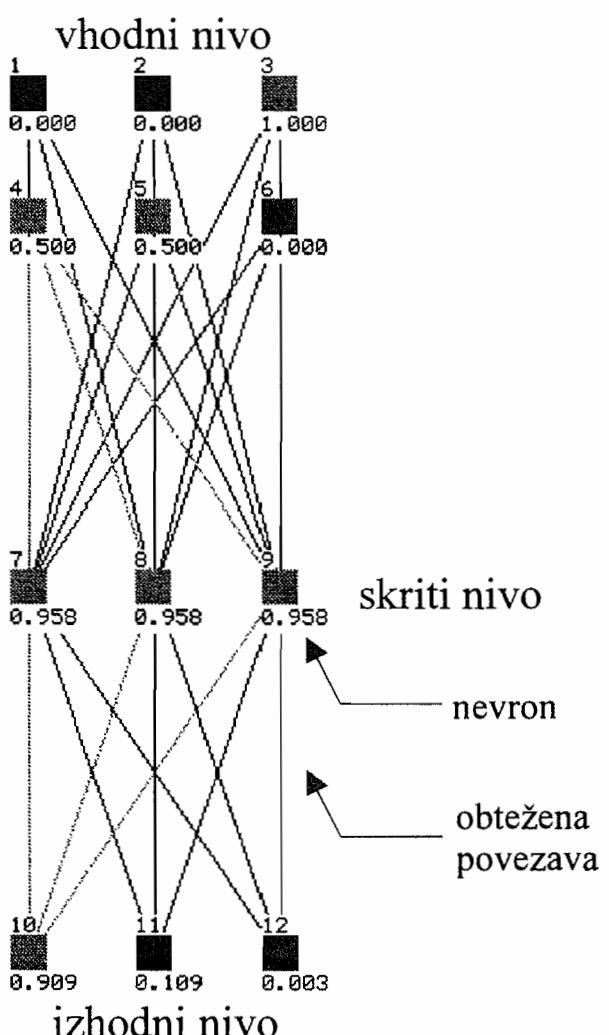
Uporaba umetne nevronske mreže

Da bi osvetlila s χ^2 testom dokazano razliko med obema vzorcema, sva opazovala in primerjala religiozne preference definiranih socialnih skupin skozi stoletja. Kot primarno orodje za prepoznavanje vzorcev sva uporabila umetno nevronska mrežo.

Umetna nevronska mreža je računalniški model (prim. Dobnikar 1990; Gurney 1996; Kasabov 1996; Looney 1997), v osnovi podoben svoji biološki paraleli, človeškim možganom. Kot možgani se tudi umetna nevronska mreža uči iz izkušenj in se je sposobna prilagajati na spremenjajoče se okoliščine. Zato je zelo primerena za naloge, ki se ljudem zde trivialne, a jih je težko (ali skoraj nemogoče) programirati.

⁴ Dedičante sva razvrstila v tri skupine: državljan, vojak in suženj. Med slednje sva vključila osvobojence z dom-nevo, da se njihove religiozne preference verjetno niso pomembno spremenile s prehodom v drug socialni razred. Veterane sva vključila v razred vojakov.

Umetno nevronska mreža sestavlja več nivojev umetnih nevronov, ki so preprosti procesorji, in obteženih povezav med njimi (prim. Slika 2). Vsak nevron v nivoju dobi svoj vhodni signal iz izhoda prejšnjega nivoja vozlov ali iz vhodnega nivoja mreže, odgovarja pa glede na jakost vhodnega signala. Nevroni se odzivajo na po povezavah prihajajoče signale tako, da se glede na moč signala vklapljam ali izklapljajo.



Slika 3: Umetna nevronska mreža, uporabljeni v najini vaji.

Umetno nevronska mrežo je treba najprej učiti. Učimo jo tako, da ji damo v obdelavo veliko število vhodnih vzorcev in odzivov, ki jih pričakujemo na izhodu. V procesu učenja se uteži med vozli iterativno prilagajajo. Po uspešnem učenju je nevronska mreža sposobna prepoznavati vzorce iz učilne domene in generalizirati neznane vhodne vzorce.

Da bi bil postopek učenja nevronske mreže bolj obvladljiv, vzorec učnih primerov običajno razdelimo v učilno domeno⁵, ki jo uporabljamo za učenje, preverjvalno domeno⁶ za uglaševanje parametrov mreže in testno domeno⁷, s katero preverjamo sposobnost generaliziranja nevronske mreže (Ripley 1996, 345). Vendar je ta način primeren le, kadar imamo na voljo veliko število vhodnih vzorcev, saj jih metoda izkorišča negospodarno. Odločila sva se za uporabo metode navzkrižnega preverjanja⁸, kjer sva vhodne vzorce razdelila v n podmožic. Nevronska mreža sva učila n krat. Pri tej metodi se uporablja za preverjanje in testiranje dve podmožici.

Nevronska mreža doseže optimalno sposobnost generaliziranja, ko je napaka pri učenju, ki jo izmerimo s testno domeno, najmanjša. Takrat lahko preidemo na proces prepoznavanja.

V najini analizi sva uporabila večnivojsko umetno nevronska mreža SNNS 4.1, ki je prosto dostopna na ftp strežniku stuttgarte univerze⁹. Za vsak vzorec sva učila drugo nevronska mreža. Rezultat sta dve nevronske mreži, prva naučena prepoznavanja vzorcev iz Emone, druga iz Petovione. V procesu učenja obeh nevronskih mrež sta bila kot vhodna podatka uporabljena socialni status dedikanta in datacija spomenika. Kategorija božanstva¹⁰ je bila izhodna spremenljivka.

5 Ang. training set.

6 Ang. validation set.

7 Ang. test set.

8 Ang. cross validation.

9 <ftp://ftp.informatik.uni-stuttgart.de/pub/SNNS>

10 Odločila sva se za razvrstitev božanstev v tri skupine: rimska, vzhodna in lokalna (prim. Kolšek 1968, 273; Belak 1993, 233). Sinkretistična božanstva sva predstavila z verjetnostno shemo (prim.).

Vsaki naučeni nevronske mreži sva na vhodu predstavila vprašanja, na primer kakšno je religiozno ozadje posamezne skupine v določenem stoletju. Izhodne vrednosti, torej odgovor mreže sva interpretirala kot priljubljenost posamezne skupine božanstev. Odgovor mreže je generalizacija na podlagi naučenih primerov.

Rezultati in interpretacija

Med državljeni iz emonskega vzorca so v prvem stoletju približno enako priljubljena lokalna in rimska božanstva, v drugem prevladujejo rimska, za tretje stoletje pa maloštevilni podatki kažejo na rastočo priljubljenost lokalnih božanstev. Sužnji iz emonskega vzorca se v prvih dveh stoletjih obračajo predvsem k rimskim božanstvom, v tretjem stoletju pa naraste priljubljenost lokalnih božanstev. V emonskem vzorcu je očitno pomanjkanje zanimanja za vzhodna božanstva.¹¹

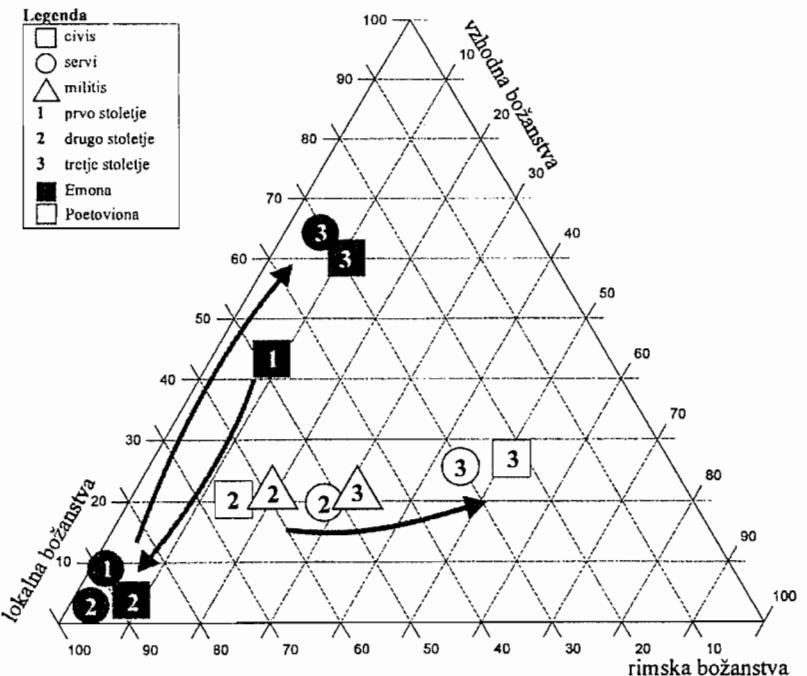
Vzorec iz Petovione kaže na veliko priljubljenost rimskih božanstev med državljeni v drugem stoletju; sledijo lokalna in vzhodna. V tretjem stoletju prvenstvo prevzamejo vzhodna božanstva, sledijo lokalna in nato rimska. Delež lokalnih božanstev med sužnji v petovionskem vzorcu je v drugem in tretjem stoletju podoben, medtem ko v tretjem stoletju naraste priljubljenost vzhodnih božanstev, rimske pa upade. Podobno je pri vojakih iz petovionskega vzorca: v drugem in tretjem stoletju je njihov interes za lokalna božanstva konstanten, medtem ko zanimanje za rimska božanstva v tretjem stoletju upade, naraste pa delež vzhodnih.

V obeh mestih lahko opazimo splošen upad priljubljenosti rimskih bogov med državljeni in sužnji v tretjem stoletju. Opaženi upad je bil očitno kompenziran v vsakem mestu drugače, saj emonski vzorec kaže porast lokalnih, petovionski pa vzhodnih kultov. Slednji ostaja jo v Emoni malo pomembni. Spremembe v vzorcu iz Petovione razumeva kot odsev naraščajoče pomembnosti tega mesta v drugem in tretjem stoletju ter sočasnega dotoka novega prebivalstva s prevladujočim vzhodnim religioznim ozadjem.

11 Skupina vojakov v emonskem vzorcu je žal mnogo premajhna za kakršnekoli zaključke.

Zaključek

Namen članka je bil predstaviti umetne nevronske mreže in možnosti njihove uporabe v arheologiji. Predstavila sva primer uporabe umetne nevronske mreže pri študiju razlik v religiozni podobi rimskih mest Emone in Petovione. Seveda so rezultati zaradi nereprezentativnih vzorcev lahko vprašljivi, vendar je bil namen naloge predvsem poudariti možnosti, ki jih nudijo umetne nevronske mreže pri delu z ohlapno definiranimi in fragmentiranimi podatki, kar je pogosta značilnost arheoloških zapisov.



Slika 4: Rezultati.

Literatura

- BELAK, M. 1993, Med Nutricami in Mitro. - *Ptujski arheološki zbornik*. Pokrajinski muzej Ptuj, Ptuj, str. 233-239
- DOBNIKAR, A. 1990, *Nevronske mreže*. Teorija in aplikacije. - Didakta, Radovljica.
- GOUTTE, C. 1977, Note on free-lunches and cross-validation. - *Neural computation* 9, str. 1211-1215, <ftp://eivind.imm.dtu.dk/dist/1997/goute.nflcv>
- GURNEY, K. 1996, An Introduction to Neural Networks - <http://www.shef.ac.uk/pshychology/gurney/notes/index.html>
- KASABOV, N. K. 1996, *Foundations of Neural Networks, Fuzzy Systems, and Knowledge Engineering*. - MIT Press, Massachusetts.
- KOLŠEK, V. 1968, Pregled antičnih kultov na slovenskem ozemlju. – *Arheološki vestnik* 19, str. 273-286.

- LOONEY, C. G. 1997, *Pattern Recognition Using Neural Networks*. - Oxford University Press, Oxford.
- RIPLEY, B. D. 1996, *Pattern Recognition and Neural Networks*. - Cambridge University Press, Cambridge.
- SHENNAN, S. 1988, *Quantifying Archaeology*. - Edinburgh University Press, Edinburgh.
- MLEKUŽ D. in B. ŽUPANEK v tisku, Preštevanje neštevnega. Kvantitativni pristop k razlikam v religiozni podobi rimskih mest Emone in Petovione. - Pokrajinski muzej Ptuj, Ptuj.