

**PRORAČUN ILUMINACIJE PRIMENOM NEURALNIH MREŽA
ILLUMINATION ESTIMATION USING NEURAL NETWORKS**Ksenija Latinović, *Fakultet tehničkih nauka, Novi Sad***Oblast – ENERGETIKA, ELEKTRONIKA I
TELEKOMUNIKACIJE**

Kratak sadržaj – U ovom radu opisana je primena LED svetla za potrebe sistema pametne rasvete, njegova alternativna uloga u sistemima za komunikaciju vidljivom svetlošću, VLC (Visible Light Communication) i značaj tih sistema u tehnikama pozicioniranja i lokalizacije. U radu su opisane metode estimacije iluminatornog kao prostornog polja, pri čemu je akcenat stavljen na unutrašnje prostore. Cilj ovog rada jeste da se na osnovu numeričkog eksperimenta dobijenog primenom alata programskog jezika MATLAB, za određenu prostoriju i definisane parametre LED rasvete, uradi procena iluminatornog polja u okviru odgovarajuće neuralne mreže.

Gljučne reči: neuralna mreža, proračun iluminacije, pametna kontrola rasvete, LED svetlo, prostorno polje

Abstract – This paper describes a properties of LED lights used in smart lighting systems, its alternative role in visible light communication systems and significance of these systems in localization and positioning techniques. This paper describes a methods for illumination estimation where illumination was considered as a spatial field and the emphasis is on the indoor environments. The goal of this paper is to estimate the illuminance field by applying neural network using results obtained from numerical experiment implemented in MATLAB framework.

Keywords: neural network, illuminance estimation, smart lighting control, LED light, spatial field

1. UVOD

U savremenom svetu, ljudi provode više od 90% svog radnog vremena u zatvorenim prostorijama [4]. Iz tog razloga, neophodno je obezbediti dovoljnu i odgovarajuću količinu svetlosti. Zbog toga, rasveta teži da oponaša prirodno svetlo kako bi se zadovoljili vizuelni uslovi i poboljšalo obavljanje dnevnih aktivnosti u zatvorenom prostoru. Ovakve zahteve najviše zadovoljava rasveta u vidu LED (Light-Emitting Diode) sijalica. Podesivost intenziteta (dimabilnost) LED rasvete utiče kako na direktan osvetljaj radne površine, tako i na celokupnu ambijentalnu osvetljenost prostorije. Raznolikost boja i oblika svetiljki utiču na to da je LED rasveta opšteprisutna na različitim mestima poput škola, bolnica, konferencijskih sala itd.

NAPOMENA:

Ovaj rad proistekao je iz master rada čiji mentor je bio dr Dejan Vukobratović, red. prof.

Razvojem VLC tehnologija, alternativna svojstva LED svetla dolaze do izražaja. Pozicioniranje u unutrašnjem prostoru, IPS (Indoor Positioning System) koristi kratki domet VLC tehnologije za unutrašnju lokalizaciju. IPS sistemi otvaraju mogućnosti za razvoj različitih aplikacija, a razvoj Interneta stvari, IoT (Internet Of Things) doprinosi njihovom ostvarenju.

Internet stvari podrazumeva umreženosti masovnih uređaja, njihovu međusobnu komunikaciju i razmenu informacija. Pametni uređaji u sebi imaju ugrađene senzore za praćenje i merenje određenih fizičkih entiteta. Prikupljeni i obrađeni podaci dovode do određenih informacija koje mogu da utiču na svakodnevne aktivnosti kao i na unapređenje postojećih tehnologija (poznavanje propagacije radio talasa utiče na poboljšanje performansi radio sistema [1]). Lokalizacija i merenje svetlosnih karakteristika u nekom regionu od interesa su dve nerazdvojive i međusobno zavisne celine. Iz tih razloga, tehnike za lokalizaciju i estimaciju svetlosnog polja su podvrgnute zajedničkom učenju u kojem tačnost modela svetlosnog polja zavisi od tačnosti lokalizacije njegovih parametara.

2. PAMETNA RASVETA

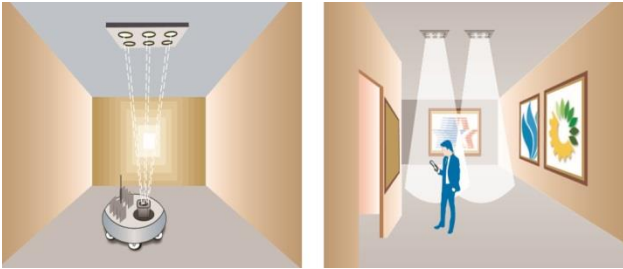
Cilj pametne rasvete u određenom objektu jeste obezbeđivanje uštede električne energije postavljanjem minimalne osvetljenosti, tako da ona zadovolji uslove i potrebe korisnika tog objekta. U cilju postizanja kompromisa između kvaliteta osvetljenosti i energetske efikasnosti, pametna rasveta uzima u obzir sve moguće faktore koji na to utiču poput prisustva dnevne svetlosti, okupiranosti i vremena trajanja korišćenja prostorije, kao sam i položaj korisnika u prostoriji [4].

Grafičkim softverom je moguće modelovati geometriju, refleksiju i plan prostorije, dok se na platformi za video igrice simulira svetlosno polje. Na taj način estimirano svetlosno polje se principom povratne sprege dalje koristi u procesima kontrole rasvete [3]. Sistemi koji koriste povratnu spregu imaju nekoliko ciljeva: rešavanje konflikta između preferencija više korisnika, obezbeđivanje ravnomerne osvetljenosti poda (bez senki), postizanje autonomne *plug-and-play* funkcionalnosti [3].

3. PROSTORNO POLJE

Distribucija fizičke veličine u određenoj regiji se naziva prostorno polje tzv. *spatial field*. Ponašanje nekog fizičkog fenomena je u većini slučajeva promenljivo i da bi se adekvatno opisalo potreban je određen period učenja. Prikupljanje podataka o nekom polju se vrši uz pomoć velikog broja senzora, tzv. agenata. Agenti mogu biti statički i postavljeni na unapred poznatim lokacijama i tada za cilj imaju praćenje ponašanja prostornog polja u

toku vremena. Agenti mogu biti nošeni i od strane robota, a prikupljanje podataka se tada vrši prema predefinisanim putanjama, IPP (*Informative Path Planning*). Kretanje agenata može da bude i nasumično. Agenti mogu da budu masovni uređaji poput mobilnih telefona, pametnih automobila itd.



Slika 1. Robot i pametni telefon u ulozi agenta.

U pozadini sistema pametnog uređaja, senzori prikupljaju podatke od važnosti i šalju ih na *cloud*, na kom se nalaze algoritmi za učenje koji za cilj imaju preciznu i tačnu estimaciju posmatranog prostornog polja. Ovakvi algoritmi se baziraju na iskustvima prethodnih agenata.

Često se uzima pretpostavka da agenti mere vrednosti prostornog polja na poznatim lokacijama. Ukoliko, pozicija agenta nije poznata, potrebno je najpre locirati njegov položaj. Tehnike za pozicioniranje usled NLOS (*Non-Line-Of-Sight*) uslova unose određenu nesaglasnost (*bias*) između stvarne i izmerene pozicije. Takve vrste neizvesnosti je potrebno uključiti u procese učenja prostornog polja jer parametri polja zavise od pozicije agenta. Sa druge strane, čak i da je model posmatranog polja tačan, u slučajevima pogešne lokalizacije, njegovi rezultati su beskorisni. Same tehnike pozicioniranja često zavise od parametara modela i ovaj paradoksalni (*chicken-and-egg*) problem predstavlja osnov za razvoj metoda koje se bave združenim tehnikama lokalizacije i učenja prostornog polja [1].

4. PRORAČUN ILUMINACIJE U ZATVORENOM PROSTORU

Za određivanje distribucije osvetljenosti kao prostornog polja u zatvorenoj prostoriji, koriste se dva osnovna svojstva LED svetla, a to su prenosna optička snaga i jačina svetlosti [2].

Prenosna optička snaga, P_t se izražava proračunom integrala energetskega fluksa u svim pravcima.

$$P_t = \int_{\lambda_{min}}^{\lambda_{max}} \int_0^{2\pi} \Phi_e d\theta d\lambda, \quad (1)$$

gde je Φ_e snaga zračenja iluminatora po jedinici talasne dužine, a interval $[\lambda_{min}, \lambda_{max}]$ je opseg vidljive svetlosti.

Jačina svetlosti koja „pada“ na horizontalnu ravnu površinu se izražava na sledeći način:

$$I(\theta) = I(0) \cos^m(\theta), \quad (2)$$

gde je $I(0)$ centar jačine svetlosti, θ je ugao zračenja u odnosu na normalu predajne površine, a m je red *Lambertovog zračenja* opisan na sledeći način:

$$m = -\frac{\ln 2}{\ln(\cos \Phi_{1/2})}, \quad (3)$$

gde je $\Phi_{1/2}$ ugao poluzračenja.

Ukupan svetlosni fluks na horizontalnoj površini se može izračunati na sledeći način:

$$\Phi = \frac{2\pi I(0)}{1+m}, \quad (4)$$

što znači da ukupni fluks zavisi od centra jačine svetlosti i ugla poluzračenja [2].

Tabela 1. Zavisnost centra jačine svetlosti u odnosu na ugao poluzračenja.

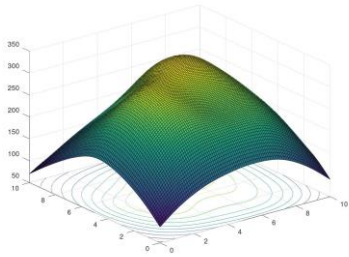
$\Phi_{1/2} [^\circ]$	$I(0)$ [cd]
10	789.30
20	207.11
30	99.24
40	61.41
50	43.81
60	34.11
70	28.07
80	23.81

Tabela 2. Prikaz vrednosti parametara modela [2].

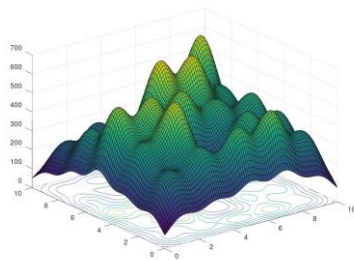
P_t [W]	$\Phi_{1/2} [^\circ]$	m	$I(0)$ [cd]	Φ [lm]
0.452	20	11.14	207.11	107.16
0.452	60	1	34.11	107.16
0.452	70	0.646	28.07	107.16

4.1. Numerički eksperiment

Prema uzoru na numerički eksperiment koji je opisan u [2], za proračun distribucije iluminacije posmatra se prostorija dimenzija $10\text{ m} \times 10\text{ m} \times 3\text{ m}$, sa ravnomerno raspoređenom LED rasvetom sačinjenom od 25 (5×5) LED svetiljki. Svaka LED svetiljka je sačinjena od zasebnih (5×5) LED lampica. Horizontalna površina je podeljena na mrežu tačaka rezolucije 101×101 tačaka. Za proračun iluminacije korišćeno je programsko okruženje MATLAB. Proračun je izvršen sa varijacijama ugla poluzračenja i različitim vrednostima dimabilnosti svetiljki. Distribucije iluminatornog polja, pri nasumičnim vrednostima intenziteta osvetljenosti (dimabilnosti) i za uglove poluzračenja od 60° i 20° su prikazane na Slikama 3. i 4, respektivno.



Slika 2. Distribucija iluminacije za ugao 60° u uslovima nasumičnog intenziteta osvetljenja.



Slika 3. Distribucija iluminacije za ugao 20° u uslovima nasumičnog intenziteta osvetljenja.

5. PRIMENA NEURALNE MREŽE

Diskretizacijom svetlosnog polja, kao kontinualnog signala, dobija se određeni skup tačaka koje sadrže vrednosti iluminacije na određenim pozicijama. Ovakva vrsta regresionog problema podrazumeva pronalaženje modela koji bi opisao vezu između pozicije i vrednosti iluminacije na toj poziciji.

Cilj jednog takvog modela jeste predviđanje vrednosti iluminacije onih pozicija koje nisu obuhvaćene skupom diskretnih tačaka. Model za predviđanje se sastoji od dva ulazna i jednog izlaznog parametra.

Za realizaciju neuralne mreže korišćen je programski jezik *python* i pomoćne biblioteke *sklearn* i *tensorflow* sa

ekstenzijom *keras*. Struktura neuralne mreže odgovara strukturi *multilayer* perceptrona (MLP).

Nad rezultatima iz numeričkog eksperimenta iz [2] primenjena je neuralna mreža sa dva slučaja varijacija veličine skupa podataka. Rezolucija mreže nad kojom se posmatra iluminatorno polje, u prvom slučaju iznosi 101×101 , a u drugom 501×501 . Odnos veličine trening i test skupa u oba slučaja iznose $90:10$, respektivno.

U nastavku su date evaluacije rezultata neuralne mreže sa odgovarajućim vrednostima parametara za uglove poluzračenja 60° i 20° i za slučaj veličine (rezolucije) od 501×501 tačaka.

Tabela 3. Rezultati obuke za distribuciju iluminacije sa uglom poluzračenja 60° i brojem tačaka 501×501 .

Broj ulaznih tačaka : 501×501
Ugao poluzračenja : 60°
Broj skrivenih slojeva : 2
Broj neurona u skrivenom sloju : 64 i 128
Veličina beča : 100
Maksimalan broj iteracija : 1000
MAE : 0,92
MSE : 1,47
RSQ : 0,99
Estimacija neuralne mreže

Tabela 4. Rezultati obuke za distribuciju iluminacije sa uglom poluzračenja 20° i brojem tačaka 501×501 .

Broj ulaznih tačaka : 501×501
Ugao poluzračenja : 20°
Broj skrivenih slojeva : 3
Broj neurona u skrivenom sloju : 64, 256 i 256
Veličina beča : 100
Maksimalan broj iteracija : 1000
MAE : 5,73
MSE : 73,50
RSQ : 0,99
Estimacija neuralne mreže

6. ZAKLJUČAK

U ovom radu predstavljene su metode učenja distribucije iluminatornog kao prostornog polja u zatvorenoj prostoriji. U pogledu realizacije kontrole rasvete, učenje o svetlosnom polju bi moglo da se izvede na osnovu aktivnosti korisnika. U tom slučaju bi, radi postizanja željenog modela iluminacije, neuralna mreža kao trening skup koristila pozicije i preferencije korisnika. Konflikti između korisnika i optimalni nivo iluminacije u prostoriji, modelovali bi se u cilju minimalne potrošnje električne energije.

Uz pomoć mobilnih agenta, VLC tehnologijom, pored pozicioniranja možemo da izmerimo i vrednost iluminacije i time povećamo trening skup neuralne mreže. Neuralne mreže pokazuju bolje performanse nad većim ulaznim skupom podataka.

Neuralne mreže ne postavljaju ograničenja u pogledu ulaznih parametara, što znači da mogu da modeluju podatke sa visokom stopom promenljivosti i nestabilnosti. Modelovanje probabilističkih modela za učenje je ograničeno kompjuterskim pravilima i operacijama, što proces iteracija čini kompleksnim kako za implementaciju, tako i za izvršavanje. Neuralne mreže, pak, koriste apstraktne koncepte zasnovane na empirijskom saznanju. Iako vreme obuke može da traje duže, njena implementacija je znatno jednostavnija, a iteracije neophodne za učenje modela, neuralna mreža obavlja kroz epohe uz mogućnost samonadgledanja učenja (obuka može da se prekine ukoliko je neuralna mreža dostigla svoje zadovoljavajuće stanje i pre isteka zadatog broja epoha).

Određene probabilističke metode mogu da pruže intuitivni uvid u procese i njihovo ponašanje, dok neuralna mreža predstavlja „crnu kutiju“. Još jedna prednost neuralne mreže jeste ta što vrši trening koristeći principe stohastičkog gradijenta čija su se svojstva skaliranja velikog broja podataka pokazala kao najpovoljnija. Osim toga, vreme trajanja obuke neuralne mreže je danas znatno skraćeno i omogućeno u realnom vremenu zahvaljujući razvoju specijalnih softvera zasnovanih na *multithreading* operacijama, kao i hardverima visoke snage. Sistemi neuralnih mreža i dubokog učenja su, zahvaljujući dizajnu da programiraju same sebe, predmet razvoja i daljih istraživanja novih tehnologija.

7. LITERATURA

- [1] Eva Arias-de-Reyna, Pau Closas, Davide Dardari, Petar M. Đurić, „Crowd-Based Learning of Spatial Fields for the Internet of Things“, IEEE 2018.
- [2] M. Petkovic, D. Bajovic, D. Vukobratovic, G. McCutcheon, L. Stankovic, V. Stankovic: "Effect of External Daylight in Smart Dimmable LED Lighting Systems," Wireless and Optical Communications Conference WOCC 2019, Beijing, China, May 2019.
- [3] Sina Afshari, Li Jia, Richard J. Radke, Sandipan Mishra, „Light Field Estimation and Control using a Graphical Rendering Engine“, ASME 2014.
- [4] Casper Kofod, „Guidelines for Indoor Lighting in the Public and Private Service Sector“, Denmark, 2017.

Kratka biografija:



Ksenija Latinović rođena je u Novom Sadu, 1991. Osnovne studije završila na Fakultetu tehničkih nauka, na smeru Energetika, elektronika i telekomunikacije. Master studije, na studijskom programu Komunikacione tehnologije i Obrada Signala upisala 2017.