# Primena veštačke inteligencije za analizu i klasifikaciju stanja izolacije na zgradama

*By* Ivana Walter


| | | | |
|---|---|---|---|
| WORD COUNT | 24676 | TIME SUBMITTED | 30-OCT-2023 02:14PM |
| | | PAPER ID | 103835204 |

UNIVERZITET SINGIDUNUM

BEOGRAD

DEPARTMAN ZA POSLEDIPLOMSKE STUDIJE

DOKTORSKA TEZA

# Primena veštačke inteligencije za analizu i klasifikaciju stanja izolacije na zgradama

MENTOR:

Prof. dr Marko Tanasković

STUDENT:

Ivana Walter, 480110/2020

Beograd , 2023. god.

UNIVERSITY OF SINGIDUNUM

BELGRADE

DEPARTMENT FOR POSTGRADUATE STUDIES

DOCTORAL THESIS

# Application of artificial intelligence to analyse and classify insulation condition of buildings

MENTOR:

Professor Marko Tanasković PhD

STUDENT:

Ivana Walter, 480110/2020

Belgrade, 2023

| | |
|---|---|
| Mentor: | Prof. dr Marko Tanasković<br>Univerzitet Singidunum, Beograd |
| Članovi komisije: | Prof. dr Miloš Stanković Univerzitet Singidunum, Beograd |
| | Doc. dr Milan Čabarkapa Univerzitet u Kragujevcu |

# Zahvalnica

Veliku zahvalnost dugujem mom mentoru prof. dr Marku Tanaskoviću, koji me je s puno podrške i pratio u svim koracima mog istraživačkog rada i vodio računa o tokovima projekta. Takođe se srdačno zahvaljujem prof. dr. Stankoviću, koji je organizovao prikupljanje vrednih podataka, koji su bili osnov za razvijanje principa veštačke inteligencije u ovoj disertaciji. Uz njihovo veliko strpljenje i korisna usmerenja u radu na projektu teze, stekla sam vredno istraživačko iskustvo.

Takođe beskrajnu zahvalnost dugujem mojoj majci, koja me je pružila punu podršku u ispitivanju literature ali i u administrativnim pitanjima. Važnu podršku dobila sam i od brata i njegovih kolega sa kojima sam imala priliku da razmenjujem ideje, što mi je pomoglo u praktičnim implementacijama programa.

Najveće strpljenje pokazala je moja porodica, koja mi je u pružila neizmernu pažnju i koja se posebno raduje mojoj disertaciji.

# Apstrakt

Infracrvena tehnologija se izuzetno razvila, omogućavajući efikasno i pouzdano otkrivanje raznih kvarova na objektima. Primenjuje se u mnogim oblastima, kao što su građevinarstvo, elektroenergetski sistemi, mašinstvo i medicina. Infracrvena analiza daje slike koje predstavljaju temperaturne predstave ispitivanih objekata. One mogu otkriti različite procese koji obično nisu vidljivi. U građevinskom sektoru infracrveno snimanje omogućava otkrivanje pojava u zgradama kao što su intenzivan gubitak toplote, curenje vazduha i vlaga, što može ukazivati na prisustvo defekata i potrebu da se deluje kako bi se sprečila trajna oštećenja.

U ovom istraživanju korišćen je dron opremljen vizuelnom i termalnom kamerom za pregled različitih zgada. Kombinovane kamere omogućavaju paralelnu analizu optičkih i infracrvenih slika iz istog ugla. Upareni frejmovi iz video toka obe kamere su sekvencijalno ekstrahovani i kombinovani da bi se otkrila neadekvatna izolacija zgada. Za razliku od uobičajenog pristupa merenja korišćenjem stacionarnih kamera, dronovi mogu efikasno da sakupe veliki broj slika jedne ili više zgrada, čak i iz uglova koji su teško dostupni. Pored efikasnijeg procesa merenja, bespilotne letelice pružaju visokokvalitetne slike na malim udaljenostima sa velikom rezolucijom i optimalnim uglovima, koji se ne mogu postići konvencionalnim pristupima merenja sa zemlje.

U okviru ovog istraživanja, predloženi metod kombinovanja uparenih optičkih i infracrvenih snimaka dronova sa obradom podataka podržanom veštačkom inteligencijom primeljen je na različite poslovne i stambene zgrade. Razvoj mašinskog učenja je omogućio izuzetne pogodnosti u mnogim oblastima. Ovaj projekat koristi obučene modele za detekciju objekata i segmentaciju slike, kao i algoritme za prepoznavanje kontura i otkrivanje sličnosti na okvirima. Temperature na infracrvenoj slici su predstavljene temperaturnom skalom označenom bojom. Skala u kombinaciji sa slikom je korišćena kao ulaz za algoritme veštačke inteligencije. Cilj ovog istraživanja je bio da se automatski detektuje i kvantifikuje slabost fasade iz video toka drona i lokalizuju regioni na objektima gde može postojati potencijalna potreba za renoviranjem. U prvom koraku primenjena je segmentacija na termalnu sliku. U drugom koraku, fasadne konstrukcije, prozori i vrata su automatski identifikovani i izdvojeni u segmente uz pomoć optičke slike. Elementi su zatim pojedinačno obrađeni i upoređeni da bi se izdvojila njihova prosečna temperatura, procenili gubici toplote i identifikovala potencijalna područja sa slabom izolacijom. Ovaj metod obezbeđuje celokupnu analizu delova građevinskog objekta, izveštaj o pojedinačnim procenjenim temperaturama i identifikaciju onih segmenata na kojima su izraženi termalni gubici.

## Abstract

Infrared technology has developed enormously, enabling efficient and reliable detection of various defects on objects. It is applied in many fields, such as medicine, mechanical engineering, power systems and construction. Infrared analysis provides images that are temperature representations of examined objects. They can reveal different processes that are normally not visible. In the construction sector infrared imaging allows detecting phenomena in buildings such as intense heat loss, air leakage and moisture which may indicate the presence of defects and the need to act to prevent permanent damages.

In this research a drone equipped with a visual and a thermal camera was used to inspect different buildings. The combined cameras allow parallel analysis of optical and infrared images from the same angle. Paired frames from the video stream of both cameras were sequentially extracted and combined to detect inadequate insulation of buildings. Unlike the usual measurement approach by using stationary cameras, drones can collect efficiently a large number of pictures of one or several buildings, even from angles, which are difficult to reach. In addition to the more efficient measurement process, drones provide high-quality short distance images with large resolution and optimal angles, that cannot be reached by conventional measurement approaches from the ground.

In the scope of this research, the proposed method combining paired optical and infrared drone images with artificial intelligence supported data processing was applied to different commercial and residential buildings. The machine learning development has enabled exceptional opportunities in many areas. This project makes use of trained models for object detection and image segmentation as well as algorithms for contour recognition and detecting similarities on frames. The temperatures in an infrared image are represented by a color coded temperature scale. The scale in combination with the image was used as input for the artificial intelligence algorithms. The aim in this research was to automatically detect and quantify facade weakness from a drone video stream and localize regions on objects, where a potential need for renovation may exist. In a first step, facade structures, windows and doors were automatically identified and cut in segments with the aid of the optical image. In a second step the segmentation was applied to the thermal image. The elements were then individually processed further and compared to extract their average temperature and temperature, estimate heat losses and identify potential areas with weak insulation. This method enables overall analysis of structure parts, estimated particular temperatures and the identification of the segments with intensive thermal losses.

# SKRAĆENICE

| | |
|---|---|
| PCM | Phase Change Material |
| GAN | Generative Adversarial Network |
| BIM | Building Information Modeling |
| GPU | Graphical Processing Units |
| CNN | Convolutional Neural Network |
| R-CNN | Region-based Convolutional Neural Network |
| RPN | Region Proposal Network |
| ANN | Artificial Neural Network |
| ROI | Region of Interest |
| RGB | Red Green Blue |
| SfM | Structure from Motion |
| FPN | Feature Pyramidal Network |
| MVC | Multi View Stereo |
| GIS | Geographic Information System |
| GPR | Ground Penetrating Radar |
| QIRT | Quantitative Infrared Thermography |
| SSWD | Street Scenes Window Detection |
| SIFT | Scale Invariant Feature Transfortm |
| SURF | Speed up Robust Features |
| RFAE | Rough Features Along Edges |
| BRISK | Binary Robust Invariant Scalable Keypoints |
| SRRGAN | Super Resolution Reconstruction Generative Adversarial Network |

# SLIKE

Slika 1 Iteracije algoritma za klasifikaciju zgrada ..... 28
Slika 2 Šematski prikaz Mask R-CNN ..... 29
Slika 3 FPN RetinaNet modela ..... 31
Slika 4 CNN mreža ..... 32
Slika 5 Vizuelni prikaz principa konvolucione mreže ..... 33
Slika 6 Srednja prosečna preciznost pri treniranju modela (a) setom podataka Window Detection in Street Scenes, (b) generisanim setom podataka [145] ..... 39
Slika 7 Princip Hough transformacije: (a) predstava slike u (x,y) ravni, (b) transformacija linija u (a, b) ravni ..... 43
Slika 8 Detektovane linije objekta ..... 43
Slika 9 Izdvojeni snimak koji je napravljen direktno ka objektu ..... 44
Slika 10 Adaptiranje rezolucije vizuelnih i termalnih frejmova ..... 45
Slika 11 Segmentacija vizuelnog frejma ..... 46
Slika 12 Izdvojena pozadina ..... 47
Slika 13 Detektovani prozori modelom treniranim pomoću generisanog seta podataka ..... 48
Slika 14 Detektovani prozori modelom treniranim pomoću Window Detection in Street Scenes seta podataka ..... 49
Slika 15 Izdvojeni krov ..... 54
Slika 16 Izdvojeni deo fasade ..... 59
Slika 17 Izdvojeni prozori i korekcije radi poboljšanja tačnosti proračuna ..... 60
Slika 18 Detektovani i izdvojeni prozori zgrade ..... 61
Slika 19 Detektovani termalni mostovi [145] ..... 62
Slika 20 Detektovani prozori i izdvojena pozadina za zgradu ..... 63
Slika 21 Segment zgrade ..... 65
Slika 22 Izdvojeni manji objekat sa detektovana tri prozora i vrata ..... 67
Slika 23 Efekat emisivnosti ..... 71
Slika 24 Ponovljena termalna merenja za zgrade od različitih materijala ..... 74
Slika 25 Šematski prikaz GAN za poređenje termalnih slika [124] ..... 76
Slika 26 Operacija preklapanja i klasterizovanja infracrvenih slika objekata ..... 77
Slika 27 Verovatnoća podudaranja uzoraka [124] ..... 78
Slika 28 Gausova distribucija temperature ..... 79
Slika 29 Varijacija radijativne energije za sukcesivne snimke objekta [145] ..... 80
Slika 30 Efekat ugla snimanja ..... 81
Slika 31 Šematska predstava za IoT komunikaciju ..... 84

Tabela 1 Tehničke karakteristike kamera bespilotne letelice .....37
Tabela 2 Izdvojeni podaci za oblasti građevine .....56
Tabela 3 Izmerene temperature elemenata zgrade i njihova razlika.....61
Tabela 4 Najčešće boje segmenata .....64
Tabela 5 Procenjene temperature pojedinačnih segmenata, pronađene nijanse sa infracrvenih slika i razlika temperatura za susedne elemente .....64
Tabela 6 Najzastupljenije boje za pojedinačne komponente zgrade .....66
Tabela 7 Proračunate temperature elemenata, nijanse komponente i razlika temperatura.....66
Tabela 8 Izmerena radijativna i reflektovana energija za različite materijale i energija iz atmosfere .....72
Tabela 9 Izmerene vrednosti radijativne, reflektovane energije za fasadu od metala, plastike i cigle i energija iz atmosfere .....73

## Sadržaj

**Zahvalnica** ..... 4

**Abstract** ..... 6

**SKRAĆENICE** ..... 7

SRRGAN Super Resolution Reconstruction Generative Adversarial Network ..... 7

**POGLAVLjE 1** ..... 12

**1.1 Uvod** ..... 12

**1.2 Cilj istraživanja** ..... 13

**1.3 Pregled postojeće literature** ..... 16

**1.4 Merenja u termografiji** ..... 21

**1.5 Primena veštačke inteligencije u obradi podataka** ..... 25

**POGLAVLjE 2** ..... 27

**2 .1 Primenjeni algoritmi za obradu infracrvenih snimaka** ..... 27

**2.2 Mask R-CNN** ..... 28

**2.3 RetinaNet** ..... 29

**2.4 CNN** ..... 31

**2.5 GAN** ..... 34

**2.6 K-Means** ..... 34

**POGLAVLjE 3** ..... 36

**3 .1 Dizajn sistema za klasifikaciju energetske efikasnosti zgrada** ..... 36

**3 .2 Set podataka i treniranje modela** ..... 36

**3.3 Algoritmi za inicijalnu obradu snimaka** ..... 40

**3.3.1 Grupisanje frejmova sa istim objektom** ..... 41

**3.3.2 Selekcija perspektive koristeći Canny metod i HoughLines detektor** ..... 42

**3.3.3 Algoritam za podudaranje vizuelnih i infracrvenih snimaka** ..... 44

**3.3.4 Segmentacija slike za ispitivanje zgrade** ..... 46

**3.3.5 Detekcija objekata za izdvajanje individualnih delova** ..... 47

**3.3.6 Detekcija termalnih mostova na fasadi zgrade** ..... 50

**3.3.7 Procena temperature za individualne segmente** ..... 51

**3.3.8 Poređenje termalnih gubitaka između elemenata zgrade** ..... 52

**3.4 Lokalizacija nezadovoljavajuće izolacije na zgradama** ..... 53

**3.4.1 Devijacija gubitaka toplote između prozora i fasade** ..... 53

**3.4.2 Devijacija gubitaka toplote između vrata i fasade** ..... 53
**3.4.3 Ispitivanje izolacije većih elemenata** ..... 54
**3.5 Značaj detektovanih gubitaka za individualne segmente** ..... 54
**3.6 Ukupna analiza zgrade** ..... 55
**3.7 Klasifikacija objekata** ..... 55
**3.8 Greška** ..... 57
**POGLAVLjE 4** ..... 59
**4 .1 Eksperimentalni rezultati** ..... 59
**POGLAVLjE 5** ..... 69
**5.1 Pouzdanost dijagnoze termalnih gubitaka** ..... 69
**5 .2 Uticaj vremenskih faktora na merenja** ..... 69
**5 .3 Uticaj materijala zgrade na merenja** ..... 70
**5.4 Uticaj spoljnih faktora na merenje** ..... 79
**POGLAVLjE 6** ..... 82
**6.1 Poređenje sa drugim tehnikama** ..... 82
**6.2 Budući trendovi** ..... 82
**ZAKLjUČAK** ..... 85
Reference ..... 88

# POGLAVLjE 1

## 1.1 Uvod

U eri rapidnog tehnološkog razvoja kada su očuvanje energije i energetska efikasnost postali imperativ, veštačka inteligencija zauzima važnu poziciju u širokom korpusu oblasti uključenih u proučavanje i rešavanje ovog kompleksnog problema.

Visoka energetska potrošnja prisutna je u većini zemalja sveta, a očuvanje energije je jedan od osnovnih prioriteta bliske budućnosti. Snabdevanje energijom je neophodno za saobraćaj, grejanje i industriju i mora biti obezbeđeno, što utiče na povećanu proizvodnju štetnih gasova. Razvoj u ovoj oblasti usmeren je ka proizvodnji energije koja je neutralna za emisiju gasova i ka transformaciji u obnovljive izvore energije.

Zbog sve prisutnije energetske krize, aktuelan problem današnjice postao je očuvanje energije i resursa. U težnji da se proizvede znatno veća količina energije, značajan napor ulaže se u različitim područjima kao što su digitalizacija u kontekstu snabdevanja energije i razvoj obnovljivih izvora energije, kao što su geotermalna energija i biomasa i razvoj izvora kao što su energija vetra i solarna energija. Budući trendovi snabdevanja energije, zasnivaju se na ideji da se oblasti kao što su energetika, grejanje, industrija, saobraćaj, trgovina i dr. povežu pomoću aplikacija informacionih tehnologija, kako bi se energija trošila na obnovljiv način. Nastoji se da se omogući da se u intervalima snažnog vetra i sunca koristi proizvedena električna energija za toplotu ili za saobraćaj ili da se energija sačuva. Pored razvijanja alternativnih i obnovljivih izvora energije, neophodno je razviti i strategije za redukovanje potrošnje energije.

Usled globalnog zagrevanja, emisije štetnih gasova i već eksploatisanih prirodnih resursa energije, neophodno je kontinuirano očuvanje energije. U rešavanju ovog problema, krupan doprinos pruža oblast veštačke inteligencije, između ostalog nastojanjem da se nađu rešenja za izgradnju opšteg sistema za efikasno ispitivanje građevinskih objekata, jer je termalna efikasnost zgrada fundamentalni preduslov za uštedu energije. Predstavljeni metod omogućava pojednostavljenu i brzu detekciju neadekvatne izolacije i toplotnih gubitaka na različitim objektima pomoću treniranih modela za obradu slika i omogućava automatsko kategorisanje građevinskih objekata prema stanju njihove izolacije.

Ova disertacija je organizovana u sedam celina.

U **prvom poglavlju** navode se aktuelni aspekti u težnji za uštedom energije i dati su razlozi za ispitivanje problema. Izneti su osnovni principi klasičnih

termografskih merenja, primena veštačke inteligencije i dat je iscrpan pregled postojeće literature iz ovog domena uz osvrt na uočena ograničenja u klasifikaciji izolacije zgrada.

**Drugo poglavlje** opisuje arhitekture modela veštačke inteligencije koji je primenjen u obradi prikupljenih podataka.

U **trećem poglavlju** prezentovane su metode kompjuterske vizije u obradi snimaka kao i postupak klasifikacije izolacije zgrada.

U **četvrtom poglavlju** dati su rezultati merenja termalnih karakteristika ispitanih građevina, a u **petom poglavlju** analizira se pouzdanost termalnih merenja.

U **šestom poglavlju** kompariran je u ovom istraživanju primenjen pristup sa drugim pristupima i dat je osvrt na buduće trendove u ovoj oblasti.

U **zaključku** su uz sažet opis istraživačkog pristupa, iznete prednosti razvijenog metoda za kategorizaciju izolacije građevinskih objekata.

## 1.2 Cilj istraživanja

Zgrade predstavljaju velike potrošače električne energije, te je poslednjih godina veoma aktuelno polje proučavanja mogućnosti optimizacije potrošnje energije u zgradama. Inovativna rešenja razvijaju se u zemljama širom sveta, kako bi se postigao smanjeni utrošak energije, kao što su pametni gradovi koji uključuju kontrolisanu potrošnju električne energije i izgradnja naselja koja su u potpunosti snabdevena, radi smanjenja potrebe za prevoznim sredstvima. Predlaže se i upotreba PCM materijala u izgradnji (Phase Change Material) koji mogu dinamično kontrolisati primanje i otpuštanje toplote [1], kao i karbon nanomaterijala koji čuvaju energiju [2].

U mnogim evropskim zemljama zgrade predstavljaju značajne potrošače energije i prema istraživanjima na zagrevanje i hlađenje zgrada troši se oko 40% ukupne proizvedene energije [3]. Novija nastojanja su orijentisana ka uvođenju obnovljivih izvora energije u građevinskom sektoru. Međutim, ne samo privredno, već i ekološki znatno je efektivnije smanjiti potrebu za potrošnjom energije na već postojećim građevinskim objektima.

U tom pogledu važan aspekt očuvanja energije odnosi se na trajnost i otpornost komponenata zgrada, čije je stanje potrebno pratiti, kako bi se planirala poboljšanja njihove energetske efikasnosti. Od izolacije građevinskih objekata zavise toplotni gubici njihovih komponenata pa samim tim i potrošnja energije koja se koristi za grejanje i hlađenje zgrada. Delotvornost izolacije uslovljena je klimatskim uslovima, kao i građevinskim materijalima izolacije.

U toku zime značajan je utrošak energije za zagrevanje prostora, a u letnjem periodu korišćenje energije je neophodno za hlađenje prostorija. Degradacija fasada zgrada, kao što su curenje vazduha i prisustvo vlage važan su činilac neracionalne potrošnje energije, a mogu da prouzrokuju štetu i za okruženje.

Na bazi ispitivanja stanja izolacije zgrada mogu se planirati intervencije u slučaju značajnih gubitaka toplote, čime se značajno može redukovati potrošnja energije. U cilju smanjenja potrošnje energije koncipirana je metodologija koja primenjuje beskontaktna merenja, obezbeđujući značajne nalaze u pogledu stanja zgrade i potencijalne potrebe za renoviranjem.

Za starije građevine, za koje operacije vezane za inspekciju i renoviranje mogu biti rizične, neophodna je analiza infrastrukture kako bi se izbegla njihova značajnija oštećenja. Doduše neki stariji građevinski objekti su konstruisani od klasičnih materijala kao što su kamen i opeka i ukoliko su im zidovi masivni njihova izolacija može biti zadovoljavajuća. Novije zgrade su uobičajeno konstruisane od tanjih materijala, kao što su beton i staklo, zbog čega dolazi do gubitaka toplote, te je potrebno da se obavi instalacija termičke izolacije.

Za ispitivanje zgrada već dugi niz godina koriste se uobičajeno terenski termografski snimci. Manuelno prikupljeni infracrveni snimci nisu podesni za efikasnu termalnu analizu većeg broja zgrada za kratko vreme. Klasičnim terenskim tehnikama se ipak ne mogu ispitati teško dostupni delovi velikih građevinskih objekata, tako da uobičajene inspekcije mogu biti vremenski i finansijski neefikasne i neisplative. U praksi identifikacija degradacije fasada građevina još uvek prevashodno zavisi od ekspertskog znanja. Analiza velikog broja zgrada u urbanim sredinama predstavlja krupan izazov, te se pojavila potreba za razvijanjem strategija za ubrzanu identifikaciju oštećene izolacije građevinskih objekata, s ciljem da se omogući efikasno lokalizovanje objekata za koje je potrebna sanacija izolacije ili pojedinih segmenta, kao što su prozori, vrata i sama fasada. Upotrebom drona detektuju se toplotni gubici i mogu se identifikovati nedostaci na fasadama zgrada.

U današnje vreme bespilotne letelice se sve više koriste za inspekciju fasada zgrada, jer omogućavaju brzo pribavljanje velikog broja slika kvalitetne rezolucije. Bespilotne letelice mogu biti opremljene kamerama visoke rezolucije, infracrvenim senzorima, laserima i drugim tipovima senzora, tako da je moguće sakupiti različite tipove podataka za fasade zgrada [4]. Komplikovano i zahtevno sakupljanje podataka i analiza građevinskih kompleksa nosi rizik nedoslednosti i grešaka u ponovljenim operacijama. Bespilotna letelica pruža mogućnost prikupljanja relevantnih podataka, koji se pomoću veštačke inteligencije mogu efikasno obraditi. Pregled pojedinačnih prikupljenih termalnih slika je vremenski zahtevan napor i zahvaljujući veštačkoj inteligenciji moguće je ubrzati proces analize termalnih slika.

Budući da bespilotne letelice obezbeđuju snimanje različitih objekata u okviru šire oblasti, u kratkom vremenskom roku se može prikupiti veliki broj

podataka. Ipak, analiza i interpretacija generisanih podataka može biti kompleksna. Savremene metode iz domena dubokog učenja imaju veliki potencijal u interpretaciji vizuelnih podataka. Stoga su motivisani napori usmereni na primenu metoda dubokog učenja u procesiranju podataka ostvarenih nedestruktivnom analizom. U ovom istraživanju nastoji se da se analiza velike količine podataka prikupljenih infracrvenim merenjima pojednostavi i automatizuje, koristeći algoritme veštačke inteligencije i dubokog učenja.

Renoviranje i obnova stambenih i poslovnih objekata sa slabom funcionalnošću izolacije i oštećenom fasadom zahteva izdatke. Kako bi se utvrdilo prisustvo nedovoljno izolovanih regiona, razvijen je metod koji koristi nedestruktivnu analizu merenjem infracrvene radijacije i evaluaciju pomoću metoda detekcije sa nadgledanjem. Polje dubokog mašinskog učenja donelo je značajan napredak u obradi slika. Ovim metodom je omogućena analiza pojedinačnih elemenata, pa se kroz takav pristupak na jasan način izdvajaju termalne karakteristike segmenata zgrade.

Najzastupljeniji gubici toplote su nedovoljno izolovani prozori i sistematski termalni mostovi koji se ponavljaju po površini fasade. Prema empirijskoj građi inspekcija obuhvata prikupljanje i procesiranje informacija za dijagnozu i interpretaciju rezultata. U ovoj studiji razvijena je metoda za detekciju, dijagnozu i klasifikaciju zgrada prema termalnim gubicima kako bi se omogućila brza identifikacija i procena gubitaka energije.

Infracrvene slike omogućavaju lokalizaciju gubitaka toplote usled curenja vazduha, prisustva tečnosti kao i različitih defekata na objektima. Pored curenja vazduha, termalni mostovi se mogu pojaviti zbog različitih termalnih konduktivnosti materijala ili zbog geometrijskih karakteristika građevine.

U istraživanju su primenjeni savremeni algoritmi veštačke inteligencije, koji obuhvataju metode nadgledanog učenja i mehanizme klasterizacija, čime je omogućena ubrzana obrada velikog broja vizuelnih podataka i karakterizacija objekata prema toplotnim gubicima. Metode nadgledanog učenja baziraju se na primeni označenih setova podataka za treniranje neuralne mreže, sa ciljem da se prepoznaju različite kategorije objekata. Algoritmi mašinskog učenja zahtevaju sveobuhvatne setove podataka, kako bi se postigla identifikacija pojedinačnih oblika sa dovoljnom tačnošću. Za efektivnost modela veštačke inteligencije bila je neophodna odgovarajuća priprema podatka za trening. Zbog ograničenja dostupnih setova podataka generisan je i novi set podataka, što je omogućilo visoku preciznost lokalizacije segmenata na građevinskim konstrukcijama.

Generative Adversarial Network (GAN) se primenjuje u obradi termografskih slika da bi se poboljšala vidljivost defekata. Sposobnost ove mreže je iskorišćena za procenu temperaturnih varijacija u višestrukim, protivrečnim termografskim merenjima istih objekata.

Mada su se u proteklih nekoliko godina pojavila brojna istraživanja u oblasti inspekcije fasada zgrada pomoću bespilotne letelice uz korišćenje algoritama

veštačke inteligencije u obradi podataka, oni se ipak uglavnom odnose na generisanje 3D modela za infracrveni prikaz zgrada, na detekciju pukotina i oštećenja fasada pomoću velikih označenih setova podataka, kao i na ispitivanje unutrašnjeg prostora. Dakle, nije razvijena metodologija koja se može primeniti na inspekciju proizvoljnih građevina kako bi se kategorisala njihova energetska efikasnost. Prethodne studije se pre svega odnose na detektovanje specifičnih tipova anomalija. Iako se u literaturi pominje sveobuhvatna primena veštačke inteligencije i termografije u strategijama za održavanje objekata, ipak postoji nedostatak praktičnih metoda koje bi poboljšale identifikaciju nedostataka u sferi energetske efikasnosti objekata.

Zbog zahtevne analize dobijenih setova podataka, u ovoj disertaciji je razvijen drugačiji pristup baziran na dubokom učenju, radi postizanja automatizacije ovog procesa. Veštačka inteligencija je upotrebljena kao ključni alat za automatsko otkrivanje elemenata konstrukcije. Dobijeni rezultati omogućili su da se odrede kriterijumi za utvrđivanje nedostataka u sveukupnoj izolaciji.

Predstavljen je metod kojim se efikasno analiziraju toplotni gubici na različitim delovima objekata kao što su prozori, vrata i sama fasada i koji ukazuje na površine sa značajnim toplotnim automatskim putem. Prednost ovog principa je da se za mnoge različite građevinske objekte mogu detaljno analizirati sve komponente i u tome što se daje kompletan izveštaj termalnog ponašanja objekta. Analiza objekata putem algoritama dubokog učenja omogućava ciljanu obradu slika i simultano procesiranje paralelnih termalnih i optičkih sekvenci. Ovakav pristup značajno može da pojednostavi proces u dijagnostici kvaliteta i trajnosti izolacije zgrade.

Zahvaljujući efektivnom principu merenja i analize podataka putem mašinskog učenja, ova metodologija je primenljiva za ispitivanje naselja i za obradu velike količine podataka, sa ciljem da se uoče oni objekti za koje je neophodno adaptirati izolaciju.

## 1.3 Pregled postojeće literature

Iz prikaza postojeće literature uočava se da su zastupljeni različiti pristupi u termografskom ispitivanju zgrada, ali se u većini radova operiše podacima o parcijalnim aspektima problema vezanim za energetske gubitke građevinskih objekata.

Pristupi u kojima se koristi bespilotna letelica opremljena vizuelnom i termalnom kamerom obezbeđuju jedinstven izvor informacija za ispitivanje fasada zgrada na efikasan i tačan način, iz prostog razloga što bespilotna letelica omogućava da se dobiju visokokvalitetni podaci iz svih perspektiva, a moguće je i ponavljanje eksperimenata. U [5] istraživači su najpre izvršili

makroinspekciju zgrada za detektovanje termalnih anomalija, a zatim i mikroinspekciju za klasifikaciju značaja detektovanih anomalija. Oni su preporučili da udaljenost bespilotne letelice bude od 3 do 10 m i pored toga ističu značaj održavanja ugla snimanja normalno u odnosu na površinu zgrade, kao i izbegavanje zaklanjanja delova zgrade susednim objektima. Oni su pre svega nastojali da se pomoću algoritama dubokog učenja detektuju pukotine i oštećenja. Njihov pristup u klasifikovanju nedostataka, kao što su curenje vazduha, oštećenja i prisustvo vlažnosti, zahtevao je mnogo vremena i angažman specijalista u analizi podataka. Upotrebom histograma koji predstavlja dinamičku distribuciju vrednosti piksela, proračunate su za svaku sliku dve vrednosti praga. Jedan prag je definisan kod opadanja vrednosti piksela, pod pretpostavkom da je pronađena anomalija. Drugi prag je označavao je jake reprezentacije piksela, a upotrebili su ga da bi se preračunao histogram. Duž ivica koje su pronađene koristeći Canny Edge detektor, obradili su svaki piksel poredeći susedne vrednosti prema dobijenim pragovima, da bi izvršili predikciju regiona sa gubicima.

Prema autorima [6] prilikom termografskih merenja bespilotnom letelicom, velike distance i oštri uglovi snimanja utiču na smanjeni kvalitet infracrvenih slika, dok brzine leta nemaju negativni uticaj na njihov kvalitet. Oni su upotrebili obnovljenu verziju seta podataka “Thermal Bridges on Building Rooftops” u kojoj su obuhvaćeni kombinovani vizuelni i termalni snimci sa podacima o visini. U ovom setu podataka vidljivi su i okolni objekti. Koristili su dostupne modele za obradu slika Facebook AI Research’s Detectron 2 i OpenMMLabs MMDetectron za lokalizaciju termalnih mostova na krovovima. Trenirajući ih pomoću različitih arhitektura upoređivali su rezultate.

Sveobuhvatni pregled primene bespilotne letelice i izazova u sakupljanju podataka, kao i softvera koji se primenjuju u obradi snimaka, predstavljen je u [7]. Zbog visoke sposobnosti prezentovanja svojstava slika i velikog uspeha u njihovoj klasifikaciji i prepoznavanju cilja, konvoluciona neuralna mreža CNN se učestalo primenjuje prilikom prikupljanja podataka bespilotnom letelicom i predložena je za otkrivanje oštećenja na površinama zgrada i mostova.

Mreža Cross View Matching je razvijena za uočavanje lokalnih svojstava objekata da bi se deskriptori globalno predstavili. U širokoj upotrebi je i rekonstrukcija odnosno triangulacija pozicija kamera za 3D scene iz 2D slika, što je jedna od bazičnih funkcija u fotogrametriji i kompjuterskoj viziji. U novije vreme struktura iz pokreta (Structure from Motion, SfM), donela je mogućnost da se preko pokreta kamere i kalibracionih parametara rekonstruiše geometrija scene, za šta je neophodno precizno podudaranje svojstava slike. U nekoliko istraživanja predlaže se prikupljanje podataka bespilotnom letelicom uz primenu fotogrametrijskih trodimenzionalnih metoda za rekonstrukciju i analizu slika u prepoznavanju anomalija. 3D rekonstrukcija obuhvata mapiranje tekstura iz učestalih scena pri pomeranju kamere, kako bi se dobila struktura objekta upoređujući slike, što predstavlja Multi View Stereo Matching. U [8] prikupljene termalne informacije pomoću bespilotne letelice bile su

uklopljene u 3D strukturu, koristeći RGB slike značajno boljeg kvaliteta od onih pribavljenih uz pomoć termalne kamere. Proces kreiranja 3D modela zasniva se na identifikaciji istih tačaka na više slika i oblasti dobijenih iz različitih pozicija kamere. Ovi autori su za dobijanje termalne predstave spoljašnjosti zgrade upotrebili termalne slike za teksturu uz uklapanje pozicija termalnih i RGB slika.

U istraživanju [9] koje obuhvata Internet of Things (IoT) ekspedicijom bespilotne letelice, predstavljene su tehnike mašinskog učenja u tumačenju slika. Efektnost drona u termografskoj analizi zgrada proučena je i u [10] studiji, koja uključuju 3D modele SfM i MVC (Multi View Stereo) tehnike za rekonstrukciju zgrade.

Istraživači u [11] bave se integracijom informativnih modela zgrada i infracrvene tehnologije i kombinuju informacije za automatsko generisanje 3D modela zgrada fuzijom podataka sa različitih platformi.

Prema autorima [12] primenom infracrvene termografije mogu se diferencirati različiti konstrukcijski materijali, upotrebljeni za izgradnju zida. Oni su obavili termalna merenja za različite temperature u unutrašnjosti i spoljašnjosti zgrade u različitim danima da bi utvrdili razliku u termalnoj induktivnosti. Koristeći nenadgledanu klasifikaciju sa KMeans metodom izdvojili su karakteristike materijala.

Na snimcima dobijenim bespilotnom letelicom mogu se detektovati pukotine i gubici toplote, što je primenom Sobel, Laplacian i Canny algoritma ispitano u [13].

U [14] uzet je za parametar degradacije odnos degradirane i referentne površine fasade i utvrđena je kvalitativna skala za vizuelnu i fizičku oštećenost fasade.

Prema autorima iz [15] primenom infracrvene i Ground Penetrating Radars (GPR) tehnike za audit zgrada, mogu se lokalizovati oštećenja i može se utvrditi stepen zahvaćenosti. Oni su preporučili snimanje objekta na odstojanju od 1 m i vrednost emisivnosti 1, budući da su zidovi konstruisani od različitih materijala, pa su sproveli nekompenzovana merenja prividne temperature. GPR metoda se uobičajeno koristi za detekciju skrivenih struktura i za procenu kvaliteta materijala.

U istraživanju [16] kombinovanom primenom ultrazvuka i termografije otkrivene su velike koncentracije vlage, koje nisu uočljive vizuelnim pregledom. Prilikom inspekcije crkve iz prošlog veka pomoću termografije lokalizovane su oblasti sa značajnim oštećenjima usled prisustva vlage i utvrđeni su različiti materijali. Ultrazvuk je omogućio detekciju stepena propadanja materijala i lokalizaciju curenja.

Naučni saradnici su u svom preglednom radu [17] ukazali na različite primene algoritama zasnovanih na nadgledanom učenju i istakli napredne performanse ostvarene na osnovu označenih podataka, za razliku od nesupervizovanih metoda koje su imale slabiju tačnost. Oni su dali detaljan pregled primene veštačke inteligencije u obradi podataka, kao što su funkcionalni podaci o zgradi i merenja pomoću pametnih senzora za predviđanje energije, detekciju anomalija i lokalizaciju vlage.

Autori su u [18] prilikom merenja povećavali rastojanje do objekta, što je dovodilo do promena temperature. Sa različitih lokacija, oni su prikupili podatke putem terenske analize fasade zgrade i unutrašnjeg zida objekta. Predložili su model za kompenzaciju temperature, zbog greške koja nastaje merenjima temperature prouzrokovanim promenjenim rastojanjem.

U preglednom radu [19] predstavljeni su rezultati QIRT i ultrasoničnog testiranja sa fokusom na studije koje su izvođene na starijim zgradama.

U [20] izložene su prednosti primene veštačke inteligencije u građevinarstvu počevši od arhitektonskih modela do napredne izgradnje. Promenljivost izmerenih temperatura uz površine građevine zahteva razmatranje faktora vezanih za uslove okoline.

Primenom termografije i bespilotne letelice u [21] pronađene su temperature razmatranjem emisivnosti fasade i proračunom termalne radijacije. Prilikom inspekcije dvospratne zgrade sa staklenim oblastima, izmerene su unutrašnje i spoljašnje temperature i praćenjem temperaturnih razlika, utvrđeno je da li je bilo potrebno podesiti emisivnost.

Upotrebom infracrvenog mernog instrumenta, može se ubrzano dobiti temperaturna distribucija fasade zgrade, a sa infracrvenih snimaka se sa tačnošću mogu lokalizovati termalne anomalije. U [22] termografijom su lokalizovane oblasti termalnih defekata na zgradi. Uprkos uniformnih temperatura spoljašnjnosti zgrade i prozora, uočena su temperaturna odstupanja na pojedinim delovima prozora i značajne temperaturne promene oko okvira vrata.

Ponovljivost infracrvenog mernog uređaja podrazumeva dobijanje približnih vrednosti piksela iz iste perspektive za kraće vreme. Ipak se može dogoditi da sekvencijalni termalni snimci pokažu značajnije temperaturne varijacije što se odnosi na preciznost instrumenta. Autori su u [23] razvili algoritam za filtriranje neodgovarajućih slika pomoću empirijski dobijenih vrednosti praga. Sa ciljem da generišu precizne 3D mape ispitivanjima u unutrašnjim prostorima, oni su kreirali prostor tačaka, gde je svakoj od njih asocirana RGB boja i temperatura. Za proračun stvarne vrednosti temperature, oni su procenili transmitansu uzimajući u obzir emisivnost ispitivanog materijala i reflektovanu radijativnu energiju. Na zidove unutrašnjosti objekta autori su postavili električne trake i savijene aluminijumske folije, da bi napravili korekcije usled refleksije i da bi proračunali korektnu emisivnost objekta. Prividnu reflektovanu temperaturu utvrdili su sa vizuelnih slika primenom

filtera visoke frekvencije, čime se postiže značajno primetna razlika u intenzitetu. Pri tom su pretpostavili da je prividna reflektovana temperatura jednaka temperaturi aluminijuma. Emisivnost objekta dobili su mereći temperaturu termalnom kamerom u blizini objekta. Proračunom temperature objekta, dobijene su vrednosti transmitanse na zidovima i okvirima prozora i vrata.

Razne tehnike koje se zasnivaju na veštačkoj inteligenciji primenjuju se u predviđanju utroška energije zgrada, a jedna od najzastupljenijh metoda je ANN (Artificial Neural Network) koja predstavlja matematički model za obradu informacija prema uzoru na biološki nervni sistem. U studiji [24] poboljšana izolacija bila je utvrđena koristeći infracrvenu tehniku, a ANN je bila upotrebljena da bi se predvidela termalna efikasnost zgrade i očekivana ušteda energije koristeći istorijske podatake. Iz zadatih podataka trenirana je mreža kako bi se iskoristili poznati parametri u obradi novih ulaznih veličina, zahvaljujući sposobnosti mreže da poveže kompleksne relacije između ulaznih i izlaznih veličina. Utrošak energije je bio predviđen na osnovu primera moderne zgrade, da bi se ušteda energije uporedila posle unapređenja strukture objekta.

Značajan doprinos u klasifikaciji i segmentaciji postiže se metodama dubokog učenja, a performanse modela se porede koristeći parametar prosečne preciznosti i prosečnu IoU vrednost (Intersection over Union). Prema autorima [25] značajan deo sirovih termograma sadrži ponovljene informacije pa su stoga koristili samo početne frejmove iz podataka prikupljenih za trening. Oni su dobili novi set podataka nakon 19 merenja koristeći 19 uzoraka, na osnovu kojih su vidljive defekte u setu podataka uočili i upotrebili su različite modele za segmentaciju kvarova originalnog seta podataka. Nakon eksperimenata impulsne termografije uz primenu spoljnjeg izvora toplotne energije i infracrvene kamere merili su proces hlađenja površine objekata i primenili su različite modele dubokog učenja, uključujući U-Net i SegNet sa VGG mrežom. Prema njihovim rezultatima mreža U-Net VGG11 pokazala se kao najefektivnija. Za identifikaciju kvarova u kompozitnim materijalima, trenirali su Faster-RCNN, a za klasifikaciju oštećenih i zdravih oblasti iskoristili su Support Vector Machine tehniku.

U [26] analizirane su detektovane anomalije na građevini koristeći bespilotnu letelicu i standardnu infracrvenu kameru i interpretirane su temperaturne raspodele koristeći dobijene termograme.

Kao što se navodi u studiji [27] mnoge nedestruktivne metode i mehanizmi su trenutno dostupni za ispitivanje korišćenja energije u zgradama, uključujući merenja toplotnog fluksa, testove grejanja, automatsko očitavanje, testove vazduha i simulaciju proračuna, koji se odnose na specifična energetska svojstva zgrada.

## 1.4 Merenja u termografiji

Termografija omogućava vizalizaciju toplotnih procesa na objektima i može se upotrebiti kao udaljena tehnika za različita ispitivanja u industriji, detekciji gasa i vatre, kao i za praćenje pokretnih objekata. Termografijom se mogu utvrditi patološke promene u strukturama praćenjem temperaturnih razlika.

Termografija je metodologija kojom se prikupljaju i procesiraju termalne informacije upotrebom beskontaktnih mernih uređaja. Na ovaj način se detektuje emitovana infracrvena energija sa objekata, koja se zatim konvertuje u električne signale, koji omogućavaju kreiranje termalne slike. Na taj način se dobija detaljna vizuelna slika temperaturnog profila koja predstavlja distribuciju toplote materijala. Termografija omogućava efikasnu identifikaciju gubitaka energije i ukazuje na kritične regione građevine koji se na taj način mogu pravovremeno obnoviti i adaptirati.

Temperatura predstavlja funkcionalno stanje objekata koje karakteriše termodinamički balans sistema. Između dva tela različitih temperatura postoji tok energije od toplijeg ka hladnijem telu usled težnje da se temperatura izjednači. Svi objekti čija je temperatura viša od 0K emituju radijativnu energiju. Stoga intenzitet emitovane radijacije raste sa porastom temperature.

Tri fizička mehanizma odlikuju prenošenje toplote: kondukcija, konvekcija i radijacija. Kondukcija predstavlja prolazak toplote na fizičkom kontaktu između dva objekta i na zgradama se odvija kroz zidove iznutra ka spolja ukoliko je unutrašnja temperatura zgrade viša od spoljašnje temperature. U suprotnom ukoliko je spoljna temperatura viša od unutrašnje temperature, proces prenošenja toplotne energije je spolja ka unutra. Prema drugom zakonu termodinamike, toplota uvek teče iz toplije ka hladnijoj oblasti i ovaj proces se odvija u toku hladne sezone kada je zgrada zagrevana, što je povoljno vreme za inspekciju izolacionih sposobnosti građevine.

Kako se vazdušna masa pomera od toplijih ka hladnijim oblastima, unutrašnja temperatura uobičajeno nije jednaka na svim nivoima zgrade. Izmerena temperatura na spoljašnjosti zgrade zavisi ne samo od kvaliteta izolacije, već i od zagrevanja unutrašnjosti prostora. Uobičajeno su u određenim regionima zgrade temperature niže nego u drugim delovima, npr. na višim nivoima zgrade kao što je potkrovlje, jer najčešće nije potrebno grejati ove prostorije. Usled pomeranja toplotne mase kroz zgradu, kako topli vazduh dostiže hladne površine, može doći i do kondenzacije i toplotnih gubitaka ako je nedovoljna izolacija.

Konvektivni termalni mostovi su energetski gubici koji se javljaju zbog pomeranja vazduha unutar zgrade. Konvektivno pomeranje vazduha se može dogoditi ukoliko postoje pukotine u blokovima zgrada ili između različitih izolacionih slojeva. Ukoliko je prisutan jači vetar u toku infracrvenih merenja, vazduh se može pomerati po površini zgrade u formi konvekcije koja može ometati

detekciju signala na površini, koji se u tom slučaju učestalo menja. Konvektivna petlja je proces podizanja toplog vazduha i spuštanja hladnog vazduha. Intenzivni gubici toplote mogu nastati i usled direktnog uticaja spoljašnjeg vazduha kroz izolaciju, što predstavlja transmisiju toplote.

Radijacija se može emitovati sa objekta, preneti kroz građevinu sa susednih objekata ili relfektovati. Ova zavisnost je opisana sledećom jednačinom i prema njoj je suma emisije, refleksije i transmisije jednaka jedan:

$$\square + \square + \square = 1 \quad (1)$$

Emisija predstavlja deo energije koji se emituje sa objekta. Emitovana radijacija od objekta zavisi od emisivnosti $\square$ i od četvrtog stepena temperature $\square_{ems}$:

$$\square_{ems} = \square\square\square_{ems}^4 \quad (2)$$

gde σ predstavlja Stefan-Boltzman konstantu $\sigma = 5.670374 \cdot 10^{-8}\square^{-1}\square^{-2}\square^{-4}$. Emisivnost je deo radijacije koji se emituje u poređenju sa [10]itovanjem crnog tela koje apsorbuje svu radijaciju. Emisivnost je odlika materijala i može imati vrednost u opsegu od 0 do 1. Emisivnost je važan faktor za infracrvena merenja i direktno utiče na merenja infracrvenim senzorima.

Refleksija $\square$ predstavlja radijativnu energiju koja se reflektuje na objektu. Emitovana energija refleksivnosti zavisi od refleksivnosti objekta i od temperature $\square_{ref}$ koja je proporcionalna radijaciji:

$$\square_{ref} = \square\square\square_{ref}^4 \quad (3)$$

Transmisija predstalja deo energije koji prolazi kroz objekat. Objekti iz okruženja zrače određenu energiju i od transmisivnosti merenog objekta zavisi transmitovana energija:

$$\square_{trs} = \square\square\square_{trs}^4 \quad (4)$$

gde je $\square$ transmisivnost objekta, a $\square_{trs}$ je temperatura objekta iz okruženja. Uobičajeno se može smatrati da je transmisivnost objekta jednaka 0, što znači da se može smatrati da je $\square + \square = 1$. Iz tog razloga standardna merenja koja su sprovedena, uključuju proračun emitovane i reflektovane energije.

$$\square = \square\square\square_{ems}^4 + (1 - \square)\square\square_{ref}^4 \quad (5)$$

Usled uticaja atmosfere dolazi do određenog gubitka energije zbog transmisivnosti vazduha, pa je izmerena radijativna energija, pri čemu je transmisivnost atmosfere $\tau_A$, a spoljna temperatura $T_A$:

$$T_{mer} = \tau_A(\varepsilon T_{ems}^4 + (1 - \varepsilon) T_{ref}^4) + (1 - \tau_A) T_A^4 \quad (6)$$

Prilikom merenja je pretpostavljeno da je rastojanje između mernog instrumenta i zgrade relativno malo i da se gubici usled transmisije kroz vazduh mogu zanemariti. Takođe je pretpostavljeno da se pri oblačnom vremenu uticaj refleksije može zanemariti za zgrade koje su od materijala visoke emisivnosti. Ovi zajljučci su potvrđeni ponovljenim detaljnim merenjima za različite građevine i pri različitim spoljnim uslovima.

Infracrvena radijacija je elektromagnetna radijacija sa talasnim dužinama većim od talasnih dužina vidljivog svetla i zbog toga se upotrebljavaju infracrveni senzori koji detektuju ovu radijaciju. Infracrvena kamera detektuje infracrvenu radijaciju u različitim oblastima elektromagnetnog spektra. Merenja temperature su izvršena korišćenjem infracrvenih senzora bespilotne letelice. Različiti izvori daju drugačije podele infracrvenog spektra. Prema
[28] infracrvena radijacija je podeljena u sledeće oblasti: blizak infracrveni spektar 0.8-1.7 μm, kratkotalasni spektar 1-2.5 μm, srednjetalasni spektar 2-5 μm, dugotalasni spektar 8-14 μm. Iako termalne kamere zapravo mere površinsku radijaciju, za identifikaciju nedostataka na građevinama potrebno je očitati temperaturne razlike.

Crno telo apsorbuje čitavu primljenu energiju na svim talasnim dužinama koja se transformiše u toplotu i ponovo emituje. Sa porastom temperature emituje se više radijacije što odgovara kraćim talasnim dužinama. Realni objekti mogu dostići karakteristike crnog tela na određenim frekvencijama.

Različiti aspekti koji se odnose na rezoluciju u termografiji su spektralna rezolucija, prostorna rezolucija, radiometrijska rezolucija i temporalna rezolucija. Kamere koje se koriste u termalnoj analizi zgrada najčešće sprovode spektralnu analizu dugih talasa infracrvene radijacije (od 8 do 14 μm) u okviru elektromagnetnog spektra. Faktor koji diktira prostornu rezoluciju predstavlja veličinu detektora gde veći broj piksela poboljšava prostornu rezoluciju. Radiometrijska rezolucija odnosi se na najmanju temperaturnu razliku koja može biti detektovana kamerom. Temporalna rezolucija predstavlja frekvenciju osveženja slike kamere. Zbog značajne praktične primene, širok dijapazon različitih infracrvenih mernih uređaja postao je dostupan, kako za profesionalnu, tako i za privatnu upotrebu, koji se mogu odabrati prema rezoluciji, performansama, opsegu talsnih dužina detektovane infracrvene svetlosti, kao i frekvencije frejmova video zapisa.

Nivoi termalnog merenja su određeni maksimalnim i minimalnim temperaturama, koje su definisane temperaturnim opsegom. Opseg određuje

kontrast termalnih slika, a mogu se odabrati različite palete boja, kao što su dugina i iron paleta, koje su najčešće u upotrebi. Infracrvena kamera koristi nelinearne filtere koji zamućuju sliku zadržavajući ivice i zamenjuju piksele podešenim prosečnim vrednostima susednih piksela. Paleta mernog instrumenta definiše boje koje se koriste u kolorizaciji pixsela pseudobojama.

Termalne slike mogu ukazati na prisustvo termalnih mostova na pojedinačnim segmentima na zidu, protok vazduha kroz komponente, kao i na vlažnost, oštećenja materijala i koroziju. Termalni mostovi su slabije izolovane oblasti na spoljašnjim zidovima građevine, koji prouzrokuju gubitke toplote, prikupljanje vlage i pojavu buđi u materijalima. Termalni mostovi se pojavljuju kao posledica smanjene termalne otpornosti i ubrzanog prenosa toplotne energije iz toplijih ka hladnijim oblastima. Termalne slike daju informacije na bazi piksela o emitovanoj radijaciji sa različitih površina građevinskog objekta. Oblasti na infracrvenim slikama koje prikazuju više površinske temperature ukazuju na lošiji kvalitet izolacije zidova i prozora, kao i na moguće proticanje vazduha između spojeva elemenata građevine. Merenje infracrvenog zračenja kroz vazduh sa kraće distance pomoću termografske kamere bespilotne letelice je jednostavan i koristan način da se utvrdi otpornost zgrade na termalne gubitke. Termografija se takođe može upotrebiti kako bi se ispitalo tranzijentno temperaturno ponašanje u toku vremena.

Poznata su dva moguća pristupa u termografiji: pasivna u kojoj se ispituju materijali, koji su prirodno na drugačijim temperaturama i aktivna u kojoj se koristi spoljni stimulus da bi se generisao termalni kontrast na površini objekta. U predstavljenoj metodologiji primenjena je pasivna termografija bez spoljnih izvora toplote. Takođe se razlikuju statička termografija, gde kamera, objekat i izvor ostaju na istom mestu u toku inspekcije i dinamička, gde se barem jedan od ovih elemenata pomera. Iako je statički pristup povoljniji za obradu podataka, ipak se u praksi ovom metodom ne mogu jednostavno ispitati komponente velikih dimenzija iz fiksnog položaja. Zbog toga pristup ispitivanja zgrada u ovoj studiji podrazumeva dinamičku termografiju, jer se upotrebom bespilotne letelice, infracrveni merni instrument pomera. Termalna inspekcija zgrada može se kategorisati kao kvalitativna analiza i kvantitativna analiza. Kvalitativna analiza se odnosi na detaljnu interpretaciju merenja, što predstavlja skup i zahtevan proces i ne pruža skalabilnost za gradska područja. Metod zasnovan na veštačkoj inteligenciji predstavlja kvantitativni pristup i omogućuje automatizovan i ubrzan proces inspekcije.

Termografija ima važnu primenu i u detektovanju vlage u građevinama, koja može prouzrokovati štetu u materijalima i pojavu buđi. Pasivnim pristupom termografije može se pratiti rasprostranjenost vlage i proces hlađenja vodene pare. Pojava kondenzacije zavisi od vlažnosti vazduha u neposrednoj blizini površine objekta, od temperature i od strukture materijala. Termografijom se mogu pratiti slična stanja vode koja u procesu kondenzacije prelazi iz tečnog stanja u vodenu paru hladeći površine zidova.

Druge nedestruktivne tehnike koriste se za karakterizaciju površina i za detekciju oštećenja na površinama. Nedestruktivne metode mogu se podeliti u površinske i u volumetrijske procese. Analiza površina materijala sprovodi se i upotrebom lasera, impulsne termografije, X zraka idr. Ultrasonična tehnika koristi zvučne talase kojima se mogu ispitati mikrostrukture materijala i utvrditi elastične karakteristike i ovaj pristup se koristi za merenje debljine matrijala i omota, toka materijala i mikrostruktura.

## 1.5 Primena veštačke inteligencije u obradi podataka

Tehnike mašinskog učenja su omogućile da se iskoriste podaci koji su prikupljeni u vezi sa određenim pojmom i prepoznajući specifične karakteristike na bazi ovih podataka mogu se kreirati modeli kako bi se predvideli budući trendovi koji se odnose na dato područje ili kako bi se prepoznale specifične karakteristike za nove podatke.

Metode mašinskog učenja obuhvataju modele, zasnovane na nadgledanom i na nenadgledanom učenju. Nadgledano učenje podrazumeva korišćenje označenih setova podataka. Nenadgledanim učenjem se trenira model iz izvornih i najčešće neoznačenih setova podataka i proces učenja se odvija bez prethodnog znanja. Međutim iako ne postoji potreba da se označe podaci kao u nadgledanom učenju, faza treniranja mreže može zahtevati intenzivno procesiranje, jer se ispituju različite mogućnosti. Pod semisupervizovanim modelima mašinskog učenja prilikom treniranja koristi se manji broj označenih podataka i veliki broj neoznačenih posmatranja. Model treba da sa tačnošću izvrši predikcije za nove podatke. Modeli klasifikacije mogu na osnovu procesa treniranja i ulaznih podataka doneti zaključke i predvideti kategorije za nove setove podataka.

Nedavni brzi razvoj čipova i GPU-ova (Graphical Processing Units) omogućio je pokretanje kompelksnih algoritama koji mogu obraditi velike količine podataka i na osnovu toga predati informacije od značaja. Pojavio se veliki broj senzora koji mogu prikupiti različite podatke, zbog čega se svakodnevno proizvodi i velika količina vizuelnih podataka. Kompjuterska vizija je oblast istraživanja koja se bavi vizuelnim podacima. Različite kamere koje nas okružuju pružaju informacije o svetu i dešavanjima, a napredak u kompjuterskoj viziji omogućava da se kompjuterski razumeju vizuelne informacije i donesu odluke.

Kompjuterska vizija ima široku primenu, kao što su detekcija objekata, kojom se mogu klasifikovati predmeti, biljke i životinje, detekcija različitih bolesti i promena u organizmu u medicini, prepoznavanje različitih objekata na bazi piksela, obrada video zapisa u realnom vremenu u autonomnim vozilima, kao i komjutersko generisanje novih slika pomoću GAN (Generative Adversarial Network).

Varijacije konvolucione neuralne mreže (CNN) razvijene iz inspiracije vizuelnim korteksom, pokazale su visoke performanse, kao što su AlexNet, i ResNet. Algoritmi za obradu slike i videa, zasnivaju se na različito stukturiranim neuralnim mrežama i sprovode operacije kao što su detekcija objekata okvirom i semantička segmentacija. Treniranjem modela koristeći veliki broj slika mogu se detektovati objekti određene klase. Prilikom procesiranja ulazne slike, izdvajaju se karakteristike slike na osnovu kojih neuralna mreža prepoznaje određene forme i teksture, lokalizuje ih i klasifikuje. Izdvajanje svojstava je važan proces u detekciji, jer omogućuje detekciju objekata proračunavanjem njihovog podudaranja i upoređivanjem njihove zavisnosti, kao što je određivanje specifičnih pozicija objekata. Različiti pristupi za selekciju karakteristika slike zasnivaju se na raspodeli verovatnoće karakteristika za različite klase i određuju da li klasifikacija može biti obavljena. Cilj je da se pronađu karakteristike koje su date ispitivanjem piksela, lokacija, karakteristika boja i njihovog odnosa. Postoji nekoliko vrsta karakteristika kao što su globalne, koje odgovaraju regionima na slici, dok lokalne karakteristike uobičajeno predstavljaju granice specifičnog oblika na regionu slike što je važno za prepoznavanje objekta. Relacione karakteristike odnose se na rastojanja i njihovu orijentaciju. Na ovaj način relativne pozicije predmeta su određene za specifične objekte i koriste se da se proveri da li se određeni obekat pojavljuje na slici. Svaka klasa objekata se može predstaviti specifičnim karakteristikama. Kao rezultat se dobijaju okviri oko detektovanih objekata, njihove koordinate i klase objekata. Mehanizmi za kompjuterski baziranu analizu slika mogu prepoznati i nedostatke na fasadi kao što su defekti, oštećenja i izobličenja.

Registracija slika principijelno predstavlja prostornu tranformaciju pozicionirajući tačke jedne slike preko odgovarajućih tačaka druge slike u ciljnom koordinatnom sistemu. Uobičajene metode registracije za slike sa bespilotne letelice obuhvataju tehnike stichinga i mozaika slika zasnovane na svojstvima slika. Ove tehnike obuhvataju izdvajanje svojstava, podudaranje svojstava, procenu modela transformacije i transformaciju slike. Generalno tehnike mozaika slika obuhvataju nekoliko koraka: prepoznavanje svojstava, komparaciju, estimaciju transformacionog modela i odabiranje i transformaciju slike. Postoje brojni resursi u okviru tehnika kompjuterske vizije za automatsko prepoznavanje svojstava uključujući detektore kao što su SIFT (Scale Invariant Feature Transfortm), ASIFT (Affine SIFT), SURF (Speed up Robust Features), RFAE (Rough Features Along Edges) i BRISK (Binary Robust Invariant Scalable Keypoints).

Klasifikacija predstavlja metodu mašinskog učenja u kojoj se predviđaju klase objekata za nove ulazne podatke, donoseći zaključke na osnovu treniranja modela. Klasterizacija je kategorija mašinskog učenja za izdvajanje različitih klasa odnosno sličnih instanci i predstavlja metodu nenadgledanog učenja. Mehanizmi klasterizacije se često koriste u detektovanju anomalija. Najpoznatije metode klasterizacije su KMeans, c-means i fuzzy. Limitacije ovog pristupa su zavisnost klastera od inicijalno definisanog broja klastera k i neskalabilnost.

# POGLAVLjE 2

Narednih pet poglavlja ove disertacije opisuju detaljan dizajn sistema za klsifikaciju energetske otpornosti zgrada. Značajan deo metodologije predstavljene u ovim poglavljima objavljen je u naučnim časopisima.

## 2 .1 Primenjeni algoritmi za obradu infracrvenih snimaka

Iz snimaka vizuelne i termalne kamere bespilotne letelice sekvencijalno su izdvojeni paralelni frejmovi, da bi se detektovala kritična izolacija na građevinama. Pomoću kompjuterske vizije infracrvene i vizuelne slike su transformisane, kako bi se omogućila analiza zgrade. Evaluacija energetske efikasnosti zgrada zasnovana je na proračunima temperatura.

Pristup pri klasifikaciji izolacione sposobnosti se u ovom projektu zasniva na praćenju toplotnih gubitaka svih oblasti površine zgrade, njihovim prevođenjem u temperaturne vrednosti i poređenjem toplotnih gubitaka na pojedinačnim elementima. Metodom klasifikacije vodi se računa i o tome da li je segment na površini zgrade u svetloj ili u tamnoj boji, čime se mogu potvrditi nalazi da su procenjene temperature više ili niže. U iteracijama algoritama se utvrđuje da li su prisutni značajni toplotni gubici na prozorima ili na fasadi prema vrednostima temperatura. Određuje se i kolika je površina zahvaćena toplotnim gubicima. Detektovane više temperature komponenata zgrada primenjenim algoritmima veštačke inteligencije mogu biti rezultovane curenjem vazduha, gubicima toplote ili defektima u izolaciji.

Kreirani model uključuje nekoliko različitih algoritama kojima se obrađuju slike. Iz vizuelnih i infracrvenih snimaka izdvojene su slike kako bi se sprovela analiza zgrada. Uzete su u obzir slike koje iz povoljnog ugla predstavljaju građevinu, jer ugao snimanja ima važnu ulogu pri infracrvenim merenjima. Pomoću modela dubokog mašinskog učenja uklonjena je pozadina sa relevantnih snimaka za analizu, čime se ostvaruje automatska termalna analiza zgrade. Algoritmima veštačke inteligencije mogu se sistematski pojedinačne komponente objekta prepoznati i selektovati radi procene temperatura. Svetle boje na segmentima spoljašnjosti zgrada ukazuju na visoke toplotne gubitke, a nasuprot tome tamne nijanse delova zida ukazuju na manji gubitak toplote. Program za klasifikaciju građevinskih objekata donosi odluku o kvalitetu i otpornosti izolacije komponenata zgrada, tako što se procenjene temperature upoređuju uključujući očekivanu grešku. Na taj način se može zaključiti u kojim delovima se javljaju veći toplotni gubici i zbog toga se mogu svrstati u kategoriju slabije izolacije. Prepoznavanjem toplijih oblasti izvan zgrade moguće je automatski detektovati toplotne mostove koji se mogu evidentirati na površini fasade. U

nastavku su opisani algoritmi koji su upotrebljeni u metodologiji za obradu snimaka i klasifikaciju termalne otpornosti zgrade. Predstavljene su neuralne mreže primenjene u istraživanju i detaljno su opisane njihove funkcije i karakteristike.

Naredni dijagram pokazuje metodiku koja je primenjena u ovom istraživanju. Faze obrade paralelnih snimaka bespilotne letelice, uključuju različite neuralne mreže zasnovane na supervizovanom učenju. Na izlazu se obavljaju operacije klasifikacije objekata i njihovih komponenata i vrši se detekcija segmenata sa toplotnim gubicima.

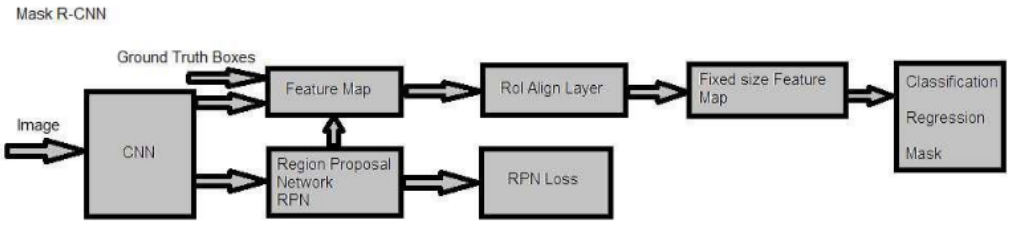



Slika 1 Iteracije algoritma za klasifikaciju zgrada

19

## 2.2 Mask R-CNN

Mask R-CNN omogućava segmentaciju instanci koja se odnosi na prepoznavanje različitih objekata i zasniva se na sistemu Faster R-CNN. Šema ovog metoda je predstavljena na slici. Ulazna slika se propušta kroz konvolucionu neuralnu mrežu (CNN) i na izlazu se dobija mapa svojstava. Ovaj metod uvodi zasebnu mrežu Region Proposal Network (RPN) koja generiše regione od interesa gde se najverovatnije mogu naći objekti, za razliku od prethodnika Fast R-CNN gde se regioni od interesa predlažu na osnovu mape svojstava koja se dobija nakon prenosa ulazne slike kroz CNN. Kod prvobitnog R-CNN metoda predloženi regioni ili ROI se generišu na ulaznoj slici, a zatim se svaki region od interesa ROI prenosi kroz CNN radi klasifikacije objekta koristeći potpuno povezane slojeve. Potpuno povezani slojevi na kraju mreže omogućavaju klasifikaciju objekata i generisanje okvira u kojima su lokalizovani objekti. RPN mreža donosi odluke da li su prisutni objekti i pronalazi okvire oko njih za svaki region od interesa proračunavajući RPN gubitke. Svi predloženi regioni sa pozitivnim pragom u poređenju sa tačnom bazom objekta se dalje ispituju u mreži. Regioni od interesa imaju različite veličine i procesirani su u sloju RPN. Poravnanjem se izdvajaju mape svojstava fiksne veličine zadržavajući ROI. Na kraju mreže se proračunavaju gubici klasifikacije i generisanja okvira kako bi se postigla bolja tačnost i označavaju se objekti na bazi piksela.




Slika 2 Šematski prikaz Mask R-CNN

Za svaku ROI mapu svojstava na izlazu se dobija maska koja pokazuje koji pikseli odgovaraju objektu na slici. Segmentacija slike zahteva binarne maske kao oznake za trening. One sadrže nizove sa dimenzijama koje odgovaraju slici. Međutim, umesto RGB vrednosti piksela one sadrže 0 i 1 koje predstavljaju vrednosti gde se objekat na slici nalazi.

Proračuni za analizu površine zgrade omogućeni su uklanjanjem pozadine susednih objekata. Biblioteka Pixellib u Python-u sadrži prethodno trenirane modele pomoću velikog skupa podataka koji mogu da segmentiraju slike i da na bazi piksela izdvoje objekte pomoću karakterističnih boja. Algoritamskim uklanjanjem specifičnih boja koje predstavljaju nebo i drveće, dobija se odgovarajuća maska koja se zatim primenjuje na paralelnu infracrvenu sliku, čime se isključuje okruženje zgrade.

Sledeći opis predstavlja korake algoritma:

Mask R-CNN segmentacija pozadine:

- Semantička segmentacija vizuelne slike.
- Pronalaženje maske prema segmentovanoj slici koja predstavlja okruženje.
- Izdvajanje pozadine primenom pronađene maske u paralelnim infracrvenim frejmovima.

### 2.3 RetinaNet

RetinaNet je detektor objekata koji ima hijerarhijsku strukturu i nastao je iz inspiracije vizuelnim korteksom. RetinaNet se zasniva na ResNet mreži koja izdvaja karakteristike i na piramidalnoj mreži svojstava FPN (Feature Pyramidal Network), koja obrađuje mape svojstava iz različitih nivoa. Piramidalni princip u RetinaNet je sličan vizuelnom korteksu jer se u prvoj fazi posmatranja najpre registruju određeni oblici, a uz povećanu pažnju i okolni objekti se prepoznaju i konačno se dostiže detaljna predstava slike. RetinaNet je detektor objekata koji

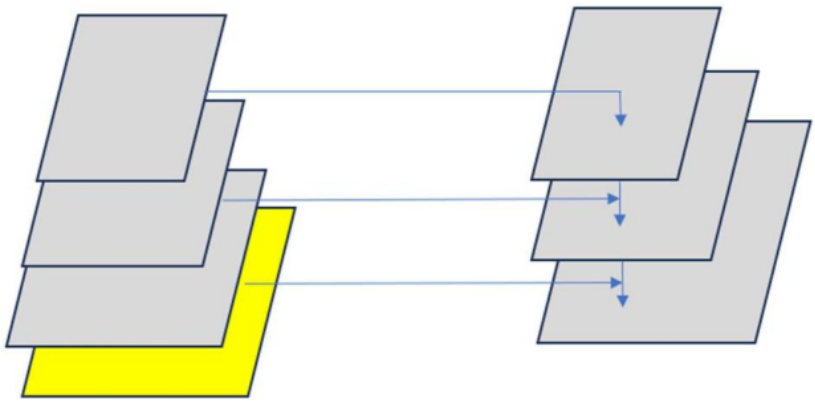
identifikuje objekte i generiše okvire oko njih. Objekti se lokalizuju u toku procesa višestrukog skaliranja ulazne slike i okviri za objekte se simultano proračunavaju.

Za treniranje neuralne mreže iskorišćen je set slika „Window Detection in Street Scenes" koji je javno dostupan, kao i set podataka koji su dobijeni samim snimanjem, pri čemu su na optičkim snimcima označene oblasti prozora, vrata, kao i krova, kako bi se obezbedila klasifikacija segmenata objekata. Tokom treninga neuralna mreža uči da izdvoji uopštene atribute sa slike. U nižim slojevima to su linije, ivice, boje i jednostavne forme, a na višim nivoima teksture, kombinacije formi i delovi objekata i drugi kompleksni vizuelni elementi.

RetinaNet se sastoji od backbone mreže i od podmreža za klasifikaciju i regresiju [29, 30]. RetinaNet backbone mreža koristi ResNet i FPN sa dve međusobno povezane putanje, jednom od dna ka vrhu i drugom od vrha ka dnu, kao što je predstavljeno na slici 3. U putanji od dna ka vrhu je nekoliko konvolucionih slojeva. Na izlazima poslednjeg rezidualnog bloka ResNet se dobijaju mape svojstava. Na ovaj način su povećane brzina i tačnost detekcije. Na svakom nivou piramide, na izlazu se dobijaju mape svojstava istih razmera. Na različitim nivoima se koristi stride 4, 8, 16 i 32. U putanji od vrha ka dnu se uvećavaju mape svojstava sa viših nivoa piramide. Vezom putanja od dna ka vrhu i od vrha ka dnu poboljšavaju se svojstva tako što se mape svojstava iste rezolucije uklapaju.

U ovoj studiji model je treniran implementacijom u Keras-u koristeći Resnet50 neuralnu mrežu. Duboka rezidualna mreža ResNet se sastoji od više konvolucionih slojeva [31]. Pomoću skip veza se izlazi iz prethodnih konvolucionih slojeva povezuju sa izlazima narednog sloja. Resnet50 koristi zero- padding. U prvom konvolucionom sloju se koristi 64 filtera veličine 7*7 piksela i stride 2*2. Max pooling prozor je 3*3 i koristi se stride 2. Naredni blokovi koriste rezidualne veze. U drugom bloku koriste se 64, 64 i 256 filtera rezolucije 1*1, 3*3, 1*1 respektivno. Naredni blok koristi 128 filtera veličine 1*1, 128 filtera veličine 3*3 i 152 filtera dimenzije 1*1. U bloku koji sleduje koristi se 256, 256 i 1024 filtera veličine 1*1, 3*3 i 1*1 respektivno. U sledećem bloku primenjuje se 512 filtera veličine 1*1, 512 filtera veličine 3*3 i 2048 filtera veličine 1*1. Pooling koji uzima srednju vrednost ima prozor 1*1 piksel. Na kraju mreže je FC sloj koji redukuje ulaze i omogućuje klasifikaciju koristeći SoftMax aktivaciju.

Koristeći RetinaNet detektovani su prozori i vrata na vizuelnim frejmovima, čime su generisani okviri koji ističu ove objekte. Pored toga su prilikom detekcije sačuvane koordinate detektovanih objekata. To je omogućilo da se na paralelnim termalnim snimcima izdvoje oblasti koje predstavljaju prozore i vrata i da se na taj način procene toplotni gubici koji se odvijaju u ovim oblastima.



Slika 3 FPN RetinaNet modela

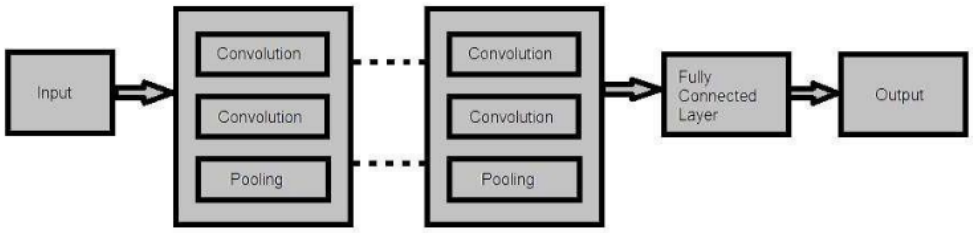
### 2.4 CNN

Konvoluciona neuralna mreža se uobičajeno primenjuje u klasifikaciji slika. CNN je razvijena kako bi se prepoznali i detektovali objekti. Osnovni cilj je da se prepoznaju ponovljene regularnosti, kako se svi objekti mogu predstaviti jednostavnim formama. Proces konvolucije podrazumeva uvođenje filtera u ulaznu sliku ili u mape svojstava koje se dobijaju u procesu obrade slike. Konvolucija podrazumeva operaciju množenja filtera i mape svojstava. Pomoću različitih tipova filtera omogućuje se izdvajanje određenih svojstava na slici, kao što su ivice, ivične tačke, linije, konture i grupe tačaka. Filter klizi preko slike i težišne vrednosti iz filtera se multipliciraju trenutnim vrednostima sa receptivnog polja slike. Ukoliko je filter predstavljen matricom w a ulaz slike je predstavljen matricom $x$, a $b$ predstavlja odstupanje, onda je izlaz za pojedinačno receptivno polje dat sa:

$$z = w^T x + b \quad (7)$$

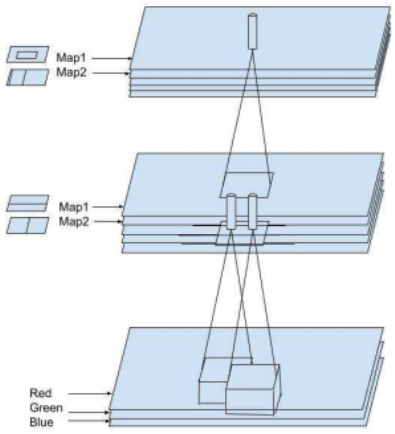
Ovaj proces se ponavlja preko čitave slike sa dimenzijama x*y*3, gde su x i y dužina i širina slike a 3 predstavlja broj kanala. Na izlazu se dobija onoliko mapa svojstava, koliko je filtera primenjeno. Proces pooling-a se primenjuje na izlazu za date nove vrednosti na slici. U ovom procesu smanjuje se rezolucija izdvojenog dela slike, često uzimajući maksimalnu vrednost u okviru posmatranog regiona ili uzimajući prosečnu vrednost. Na kraju neuralne mreže je potpuno

povezani sloj gde na ulaz dolazi vektor sa izdvojenim svojstvima i zatim se obavlja proces klasifikacije i generisanja okvira oko objekata.




Slika 4 CNN mreža

Neuroni u prvom konvolucionom sloju procesiraju definisane male segmente ulazne slike. Neuroni u narednim slojevima su povezani sa ograničenom grupom neurona iz prethodnih slojeva. Na konvolucionom nivou mogu se primeniti različiti filteri kako bi se izdvojile karakteristike. Na izlazu se dobija mapa karakteristika, koja označava oblasti na slici koje prevashodno aktiviraju filtar. Neuroni iz drugog sloja su povezani sa neuronima iz prvog sloja sa ograničenim receptivnim poljem zadatih dimenzija. Izlazna funkcija neuralne mreže jednaka je ulazima iz prethodnih slojeva mreže pomnoženim odgovarajućim težinskim faktorom. Na slici 5 predstavljen je proces konvolucije.




Slika 5 Vizuelni prikaz principa konvolucione mreže

U zavisnosti od odabrane skale boja infracrvenog instrumenta, karakteristične boje predstavljaju hladna pordučja, tj. područja sa intenzivnim gubicima toplote. Dodatnim algoritmima detekcije objekata mogu se precizno izdvojiti elementi zgrada sa kritičnim gubicima toplote. CNN je trenirana koristeći prikupljeni set podataka sačinjen od segmenata sa karakterističnim tamnim i svetlim bojama koji je dobijen od napravljenih termalnih snimaka. Tokom treninga mape svojstava sadrže biblioteku vizuelnih elementata koje mogu prepoznati ove različite boje. Sačinjena je konvoluciona neuralna mreža CNN od konvolucionih i pooling slojeva.

Prvi konvolucioni sloj uči da prikaže jednostavna svojstva kao što su ravne linije u određenom pravcu. Drugi sloj može da predstavi ova jednostavna svojstva na apstraktniji način. Treći konvolucioni sloj je dense sloj tj. skriveni sloj koji omogućuje da se slike mogu odgovarajuće klasifikovati. U potpuno povezani sloj dolaze izdvojeni atributi na ulazu umesto piksela. Mreža je zatvorena jednim SoftMax izlaznim slojem.

CNN mreža je primenjena za detekciju termalnih mostova po površini fasade. Pomoću sliding window pristupa, na slici su analizirani prozori male rezolucije za koje je ispitano da li predstavljaju toplije zone. Time su locirani manji segmenti na samoj fasadi sa povišenim temperaturama koji ukazuju na poziciju oblasti na fasadi za koje je sa velikom verovatnoćom potrebno poboljšati izolaciju.

## 2.5 GAN

Generative Adversarial Network (GAN) je mreža sastavljena od dve duboke neuralne mreže. Jedna mreža je označena kao generator u kojoj se generišu slike zasnovane na predikciji. Druga mreža je označena kao diskriminator i nastoji da prepozna stvarne slike. Diskriminator izdvaja svojstva da bi se podudarile karakteristike u reprezentacijama originalne i generisane slike. Generator GAN mreže uobičajeno stvara sliku iz slučajnog šuma i u toku treninga počinje da generiše slike koje su slične originalnoj slici. Proces obučavanja za generisanje novih slika odvija se bez nadgledanja, tj. iz neoznačenih podataka. Generator i disktiminator se simultano treniraju. Funkcija GAN predstavlja min-max optimizaciju preko binarnog klasifikacionog gubitka i može se predstaviti na sledeći način:

$$\min_{a} \max_{R} E_{x\sim\mu}\,[\log \square_R\,(\square)]+ E_{y\sim v}[\log\,(1-\square_R(\square_a(\square)))] \qquad (8)$$

Funkcija diskriminatora $\square: \square \longrightarrow [0,1]$ se trenira da na izlazu daje visoke vrednosti ukoliko je ulaz realan, a niske vrednosti u suprotnom. U generator i diskriminator uvedeni su parametri $\alpha$ i $\beta$, označeni kao $\square_a$ i $\square_R$ respektivno. Objektivna funkcija je maksimizovana preko parametra diskriminatora $\square$ da bi se diskriminator bolje obučio za klasifikaciju i minimizovana preko parametra generatora $\square$. GAN se koristi za generisanje slike, videa, u dinamičkoj 3D rekonstrukciji, kao i za generisanje i prevod teksta.

GAN mreža je primenjena za poređenje snimaka istog objekta pod različitim spoljnim uslovima, zbog osetljivosti infracrvenih merenja na promenjene spoljne uslove. Time je ispitana verovatnoća da su termalne slike dale iste rezultate.

## 2.6 K-Means

KMeans algoritam se koristi kao tehnika klasterizacije kojom se slika raščlanjuje na segmente. Najpre se lociraju takozvani centroidi slike, koji predstavljaju karakteristične vrednosti piksela u smislu trobojne skale RGB, a zatim se svaki piksel asocira sa najbližim centroidom. Pikseli na taj način razdvajaju regione slike, što je važno u utvrđivanju većih toplotnih gubitaka. Oblasti zahvaćene toplotnim gubicima uočljive su kao svetlije boje. Klasterizacija putem KMeans algoritma, omogućuje da se jasnije izdvoje ove oblasti. KMeans dozvoljava da se definiše broj klastera.

KMeans princip se može predstaviti sledećom formulom:

$$\square = \sum_{j=1}^{k} \sum_{i=1}^{n} | \square_i^{(j)} - \square_j |^2 \quad (9)$$

gde y predstavlja funkciju cilja, k predstavlja broj klastera, n je broj parametara i c je centroid klastera. Razmatrajući distance između tačaka, algoritamski se proračunavaju vrednosti koje su najbliže prethodno definisanim klasama.

Primenom KMeans algoritma ističe se kontrast između različitih oblasti na infracrvenoj slici, grupisanjem piksela prema reprezentativnoj boji centra klastera. Algoritam je brz i daje vizuelnu deskripciju analiziranog objekta, pri čemu se broj različitih klastera može unapred definisati.

KMeans je u ovoj studiji upotrebljen za klasterizaciju infracrvenih slika, kako bi se efikasno pronašle tople i hladne regije. Poređenjem centara klastera sa skalom boja, utvrđene su oblasti sa višim i nižim temperaturama. To je omogućilo i lokalizaciju ovih regiona na infracrvenim slikama, što je upotrebljeno kao ulaz u GAN mrežu za poređenje snimaka napravljenih u različito doba.

# POGLAVLjE 3

## 3 .1 Dizajn sistema za klasifikaciju energetske efikasnosti zgrada

Za sistematsku analizu toplotnih gubitaka dizajniran je novi metod za evaluaciju energetske efikasnosti građevinskog objekta. Ovaj metod obuhvata ispitivanja performansi objekata bez obzira na tipove toplotnih gubitaka. Dijagnostikom se mogu utvrditi nedostaci funkcionalnosti izolacije objekata i zapaziti efekti termalnih procesa na strukturi zgrade. Termalna radijacija je prevedena u temperaturu i registrovana varijansa temperatura na površini ukazuje na prisustvo gubitaka za izdvojene površi zgrade. Od prikupljenih snimaka građevinskih objekata najpre su na vizuelne frejmove primenjene biblioteke kompjuterske vizije, kojima se može utvrditi da li su na sekvencijalnim frejmovima prikazani isti objekti. Zatim su utvrđeni njihovi pozicioni parametri u odnosu na ugao snimanja, što je omogućilo automatsko izdvajanje onih sekvenci koje su sačinjene direktno ka građevinskom objektu. U narednoj fazi su vizuelni snimci skalirani da bi se omogućilo njihovo uklapanje kada je u pitanju rezolucija. Nakon toga je sprovedena segmentacija vizuelnih frejmova, što je obezbedilo izdvajanje pozadine sa termalnih snimaka. Pomoću detektora objekata detektovani su prozori i vrata koji su na paralelnim termalnim snimcima izdvojeni. Izdvojen je i krov. Preko skale boja i temperatura koja se može prilagoditi zadatim spoljnim uslovima, procenjene su temperature pojedinih segmenata zgrade i određeno je koliko procentualno zgradu zahvataju toplotni gubici. Upoređene su temperature i utvrđeno je na kojim konkretnim elementima dolazi do gubitaka toplote i procenjena je izolaciona moć.

## 3 .2 Set podataka i treniranje modela

Kako bi se ispitalo prisustvo gubitaka toplote iskorišćena je nedestruktivna analiza pomoću infracrvene radijacije. Koristeći bespilotnu letelicu dobijeni su podaci za različite zgrade čije su fasade snimljene sa distance. Bespilotne letelice sa malim teretom su ekonomične i omogućuju brzo i efikasno prikupljanje podataka i obradu. Njihovom primenom mogu se za najkraće vreme prikupiti velike količine slika visoke rezolucije. To omogućava češću vizuelnu inspekciju fasada zgrada iz neposredne blizine. Infracrevene kamere visoke rezolucije daju detaljne informacije o raspodeli temperatura, kojima se mogu uočiti termalne anomalije, prouzrokovane nedostacima ili oštećenjima na fasadi.

Upotreba bespilotnih letelica u oblasti nauke i tehnologije je poslednjih godina značajno porasla i primenjuje se u traganju za spasavanjem, daljinskom detektovanju i praćenju saobraćaja na putevima u realnom vremenu. U [117] predstavljen je kritički pregled literature o upotrebi bespilotnih letelica kako bi se ukazalo na najšire korišćene tehnike i polja premene. Posebno u izgradnji i u ispitivanu stanja zgrada postoje široke mogućnosti za upotrebu bespilotnih letelica. Za razliku od ustaljenih metoda za prikupljanje podataka, ova metoda omogućuje sigurni i jednostavni pristup svim delovima zgrade.

Termografsko ispitivanje je sprovedeno koristeći bespilotnu letelicu DJI Mavic Enterprise dual, opremljenu optičkom i infracrvenom kamerom koje istovremeno snimaju okruženje. Time je sprovedeno efektno infracrveno ispitivanje za veliki broj objekata, kako zgrade mogu biti snimljene sa svih pozicija. Na ovaj način su snimljene zgrade jedne oblasti koje su sačinjene od različitih materijala. Omogućeno je ispitivanje termalnih svojstava zgrada različitih izolacionih materijala i obezbeđen je vredan set podataka, koji je bio baza za kreiranje modela veštačke inteligencije za klasifikaciju stanja izolacije za zgrade. Čak i visoke zgrade mogu biti snimljene na ovaj način uključujući i krovove koje je teško dostići. Karakteristike bespilotne letelice su predstavljene u tabeli 1.

Tabela 1 Tehničke karakteristike kamera bespilotne letelice

| **Opseg temperatura** | -10 °C do 40 °C |
|---|---|
| Rezolucija vizuelnog signala | 1920 x 1080 |
| Rezolucija termalnog signala | 640 x 360 |
| Spektralni opseg | 8 μm do 14 μm |
| Osetljivost merenja | <50 mK |

Uređaj omogućuje tačna, beskontaktna temperaturna merenja dajući podatke koji su ugrađeni u frejm slike. Bezkontaktna merenja pomoću bespilotne letelice omogućuju termalnu vidljivost površine fasade i prikupljanje podataka sa spoljnih pozicija zgrade sa proizvoljne visine. U studiji [74] opisali su protokol inspekcije industrijske zgrade bespilotnom letelicom, pokazujući mogućnosti ove tehnologije da skupi korisne informacije u kombinaciji sa potencijalnim otkrivanjem termalnih anomalija putem termografije.

Postoje brojni faktori koji utiču na tačnost merenja prilikom infracrvenog ispitivanja. Jedan od važnih preduslova uspešnog ispitivanja je temperaturna razlika između unutrašnjosti i spoljašnjosti objekta od najmanje 10 °C što je bilo ispunjeno u toku ispitivanja.

Pošto su pri ispitivanju istovremeno snimljeni različiti objekti, podrazumeva se zajednička vrednost za emisivnost koja odgovara procenjenoj vrednosti za objekte od cigle i betona. Međutim za pojedinačne objekte, koji su konstruisani od specifičnih materijala, kao što je metal, može biti potrebno

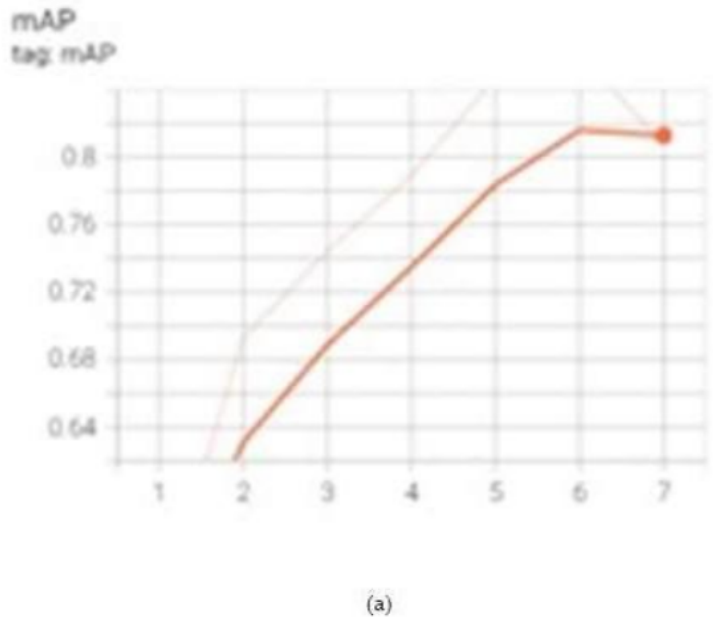
posebno podešavanje emisivnosti u skladu sa karakteristikama materijala. Za materijale sa malom emisivnošću veoma male varijacije u emisivnosti utiču na veoma velike varijacije temperature. Ovakvi materijali se karakterišu velikom reflektivnošću.

Prilikom merenja, potrebno je uzeti u obzir uticaj spoljašnjih temperaturnih izvora. Da bi se smanjio uticaj smetnji okoline na prikupljanje podataka o temperaturi, infracrvena merenja su sprovedena pri oblačnom vremenu, sa malim snagama vetra, kako bi se izbegli konvektivni gubici toplote. Vremenski uslovi i doba dana su odabrani tako da omogućuju uspešno infracrveno ispitivanje. Termalne karakteristike zgrade zavise od instalirane izolazije i postoji veća termalna otpornost ukoliko postoje zaštitni slojevi na fasadi. Toplota protiče sporije kroz izolovane zgrade. Koliko se toplotne energije prenosi kroz zidove zavisi od materijala zgrade. Ispitivane zgrade napravljene su od cigle i betona koji su karakterisani većom emisivnošću, zbog čega se faktori refleksije i transmisije mogu zanemariti.

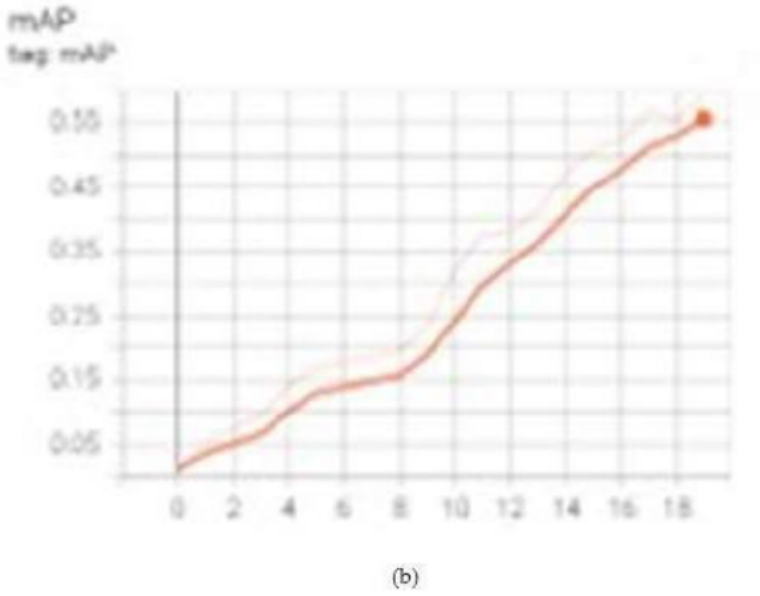
U ovoj studiji je iskorišćen udaljeno upravljan dron da bi se obezbedilo efektivno i brzo prikupljanje podataka koje pokriva širu površinu zgrada koristeći termalnu kameru. Nastojalo se da se razvije novo sistematsko prikupljanje podataka, koje omogućuje da se infracrvena inspekcija jednostavno sprovede na visokim zgradama. Analizirani su gubici toplote, odsustvo termalne izolacije, kao i prodiranje vazduha na spoljašnjosti zgrade.

Snimanjem zgrada dronom dobijeni su upareni vizuelni i termalni video zapisi. Prva obrada dobijenih podataka podrazumevala je sinhrono izdvajanje slika iz snimaka koje su objavljene [119], čime je omogućena detaljnija obrada i analiza termalnih slika objekata. Prilikom treniranja neuralne mreže iskorišćeni su podaci dobijeni snimanjem dronom i set podataka prozora "Window Detection in Street Scenes" koji je dostupan [73], čiji su modeli međutim prilikom testiranja pokazali slabiju tačnost od modela dobijenog treniranjem koristeći generisani set podataka. Kreirani set podataka je pre treninga modela bilo neophodno programski pripremiti manuelnim označavanjem vrata i prozora, tako da su utvrđene koordinate okvira oko objekata na svakoj slici, što je potrebno da bi mreža nakon nadgledanog učenja mogla da predvidi pozicije objekata tj. da ih detektuje.

U toku treniranja modela dobijeni su grafici u TensorFlow na kojima se uočava progres učenja svojstava na slikama, koja odlikuju definisane objekte. Uočljivo je da prosečna preciznost modela raste sa brojem ponovljenih operacija treninga. Naredne slike prikazuju parametre koji označavaju proces treniranja mreže [145].




(a)




(b)

Slika 6 Srednja prosečna preciznost pri treniranju modela (a) setom podataka Window Detection in Street Scenes, (b) generisanim setom podataka [145]

RetinaNet model zasniva se na ResNet50 Backbone mreži i prethodno je bio treniran pomoću Coco seta podataka. Model je treniran u Kerasu sa zadatim

težinama imagenet u 50 epoha za "Window Detection in Street Scenes" setom podataka. Slike iz ovog seta podataka su selektovane iz seta podataka "Paris Street View" i on se sastoji od tri tipa podataka. U prvom direktorijumu je 1300 slika sa prosečno 7 prozora na svakoj slici. Drugi direktorijum sadrži fajlove sa označenim koordinatama prozora. U trećem direktorijumu su tri fajla u kojima je lista slika koje se koriste za treniranje, validaciju i testiranje detektora. Preciznost ovog modela nije dala odgovarajuće rezultate, jer prozori nisu bili u celosti detektovani, što otežava korektno ispitivanje elemenata zgrade. Na mnogim vizuelnim slikama rezultati detekcije su pokazali da veliki broj prozora nije bio detektovan. Zbog toga se pristupilo treniranju modela pomoću prikupljenih podataka, pri čemu su kreirani fajlovi iste strukture kao i u prethodnom setu podataka.

Da bi se termalni snimci zgrada mogli analizirati, zahtevalo se da je detekcija elemenata zgrade precizna. Dobijeni modeli detektora objekata zasnovanih na RetinaNet algoritmu su primenjeni na setu slika i njihova tačnost je utvrđena upotrebom parametara za određivanje preciznosti modela. Precision se definiše kao odnos pozitivno detektovanih objekata i zbira pozitivnih i pogrešno pozitivnih detekcija. Parametar recall definisan je kao odnos pozitivnih detekcija i zbira pozitivnih i pogrešno nedetektovanih objekata. Na osnovu ovih parametara dobija se parametar F1, koji se izračunava kao odnos dvostrukog proizvoda preciznosti i recall parametra i njihovog zbira. Validnost detekcija na svim slikama je bila ispitana i utvrđeno je da je model zasnovan na kreiranom setu podataka bio znatno precizniji. F1 parametar predstavlja poseban slučaj parametra F, kada je $\beta=1$ koja predstavlja težinski faktor relativnog odnosa istinski pozitivnih i pogrešno negativnih detekcija i pogrešno pozitivnih detekcija [72].

$$F_R = (1+\beta^2)\frac{\text{Precision} \times \text{Recall}}{R^2 \times \text{Precision} + \text{Recall}} \quad (10)$$

### 3.3 Algoritmi za inicijalnu obradu snimaka

Iz optičkih i termalnih video zapisa su najpre odabrani frejmovi što je bio prvi korak u pripremi podataka. Najznačajniji cilj bio je da se izdvoje interesantni podaci koji bi ukazali na slabu izolaciju na građevinskim konstrukcijama.

### 3.3.1 Grupisanje frejmova sa istim objektom

Prilikom infracrvenog snimanja bespilotnom letelicom mogu se pojaviti ponovljene strukture koje prikazuju slična svojstva na slikama. Male varijacije u merenjima se mogu dogoditi usled ugla incidencije ili male promene ugla snimanja zbog leta drona. Jedan od izazova analize i klasifikacije energetske efikasnosti zgrada je izdvajanje snimaka koji u celosti prikazuju objekat. Nakon prikupljenih podataka napravljenih dronom potrebno je izvršiti njihovu obradu kako bi se izdvojili oni infracrveni snimci koji na najpovoljniji način prikazuju termičke karakteristike određenog objekta. Kako bi se postigla tačnija analiza zgrade, neophodno je fokusirati se na frejmove koji na optimalan način predstavljaju svaku zgradu. To podrazumeva direktan pogled ka zgradi, kako ugao snimanja prilikom ispitivanja može uticati na merenja površine temperature. Očekuje se da infracrvene slike koje su dobijene pod pravim uglom predstavljaju najpouzdanija temperaturna merenja za zgrade.

Dobijeni sekvencijalni snimci su posebnim algoritmom koji uključuje podudaranje templejta grupisani tako da algoritam prepoznaje da li se određena grupa frejmova odnosi na isti objekat. Kako bi si se uporedili uzastopni snimci potrebno je definisati metriku koja odslikava njihovu sličnost. Pomoću funkcije matchTemplate() biblioteke OpenCV pronalaze se podudaranja između referentne slike i trenutnog frejma. Ovaj algoritam proračunava normalizovani koeficijent korelacije podudaranja između dve slike [146]:

$$\square_{\square\square} = \frac{\sum_{k,m}(I_{REF}(x_k,y_m)-I_{REFM})(I_1(x_k+u,y_m+v)-I_{1M})}{\square\sum_{k,m}(I_{REF}(x_k,y_m)-I_{REFM})^2\,\square\sum_{k,m}(I_1(x_k+u,y_m+v)-I_{1M})^2} \quad (11)$$

$$\square_{REFM} = \frac{1}{N}\sum_{k,m}\square_{REF}(\square_k,\square_m) \quad (12)$$

$$\square_{1M} = \frac{1}{N}\sum_{k,m}\square_1(\square_k+\square,\square_m+\square) \quad (13)$$

gde su $u$ i v promene pozicija po $x$ i $y$ koordinatama slike radi upoređivanja piksela koji se poklapaju, $\square_{REF}$ je referentna slika a $\square_1$ je slika sa kojom se vrši upoređivanje, N je ukupan broj piksela slike. Normalizovani koeficijent korelacije se kreće u opsegu od -1 do 1 što olakšava upoređivanje slika.

Na ovaj način izvršeno je grupisanje frejmova koji se odnose na isti objekat. Time je omogućeno izdvajanje sekvenci sa optimalnom perspektivom. Važan aspekt prilikom obrade podataka je korektna predstava strukture zgrade u pogledu njene

geometrije kao i uzimanje u obzir parametara materijala zgrade. To zahteva tačno i potpuno razmatranje stanja zgrade, iako je za starije građevine dokumentacija često nedostupna. Vizuelni snimci obezbeđuju pregled građevinskog objekta u pogledu materijala i generalnog stanja građevine. Zbog toga su grupisani frejmovi za pojedinačne građevinske objekte vredan skup informacija o tipu materijala i ostanju fasade, čime se dodatno potkrepljuju nalazi dobijeni automatskom obradom.

### 3.3.2 Selekcija perspektive koristeći Canny metod i HoughLines detektor

Od slika istog objekta potrebno je izdvojiti one koje su praktično normalne na posmatranu zgradu, kako bi infracrvena slika što kvalitetnije pokazala energetske karakteristike. Kako su zgrade snimljene iz različitih uglova u toku leta bespilotne letelice, primenjen je mehanizam kojim se lokalizuju linije na slici kao i njihov ugao i pronalazi minimalni ugao i izdvajaju se frejmovi sa odgovarajućim objektom koji su snimljeni praktično direktno ka zgradi. Metod koji je u širokoj upotrebi za izdvajanje ivica objekata je Canny algoritam koji koristi Gaussian filter za uklanjanje šuma. Hough transform je detektor koji je baziran na Canny edge detekciji i može izdvojiti linije sa slike. Canny mehanizam uključuje alternativne filtere za detekciju kontura na slici, koji se može primeniti kada je potrebno odrediti oštre ivice. To omogućuava izdvajanje linija koje prate spoljašnjost zgrade kao i odgovarajućih uglova pomoću Hough transformacije. Prema ovom principu svaka ivična linija može biti tačka preseka svih linija koje kroz nju prolaze. Pomoću ove metode mogu se identifikovati duži koje su dobijene pomoću Canny edge detektora, koje se nalaze na istoj liniji. Kako se slika posmatra u (x, y) koordinatnom sistemu, gde je linija data jednačinom:

$$x = a \cdot y + b \tag{14}$$

gde a predstavlja koeficijent smera, a b predstavlja odsečak linije. Ova jednakost se transformiše u (a, b) ravan i postaje:

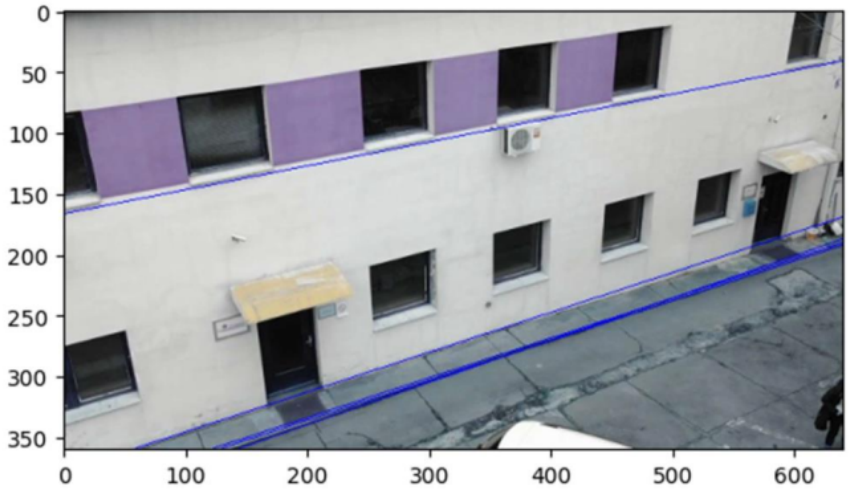
$$b = -y \cdot a + x \tag{15}$$

Koristeći ovo mapiranje može se zaključiti da ukoliko jedna linija prolazi kroz dve tačke (x1, y1) i (x2, y2), onda će u (a,b) ravni to predstavljati presek dve linije.




Slika 7 Princip Hough transformacije: (a) predstava slike u (x,y) ravni, (b) transformacija linija u (a, b) ravni

Na izlazu ovog algoritma se dobija vrednost piksela odsečka linije i odgovarajućeg ugla preseka θ. Cilj je da se među sukcesivnim slikama za istu zgradu, selektuju one koje imaju minimalni ugao θ za donju detektovanu liniju, što daje optimalnu perspektivu za građevinu.




Slika 8 Detektovane linije objekta



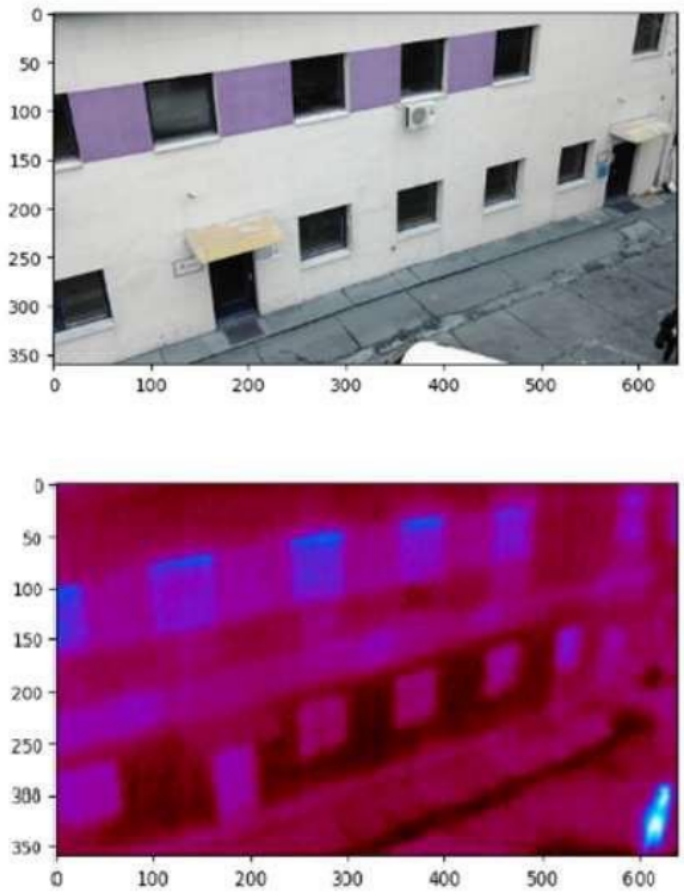
Slika 9 Izdvojeni snimak koji je napravljen direktno ka objektu

Ovaj algoritam je omogućio da se uporede različite perspektive za isti objekat i da se selektuju frejmovi napravljeni iz optimalnog ugla. Time su izbegnute varijacije u termalnim merenjima za isti objekat usled promenjenog ugla snimanja, jer se iz različitih perspektiva dobijaju drugačiji prikazi istog građevinskog objekta zbog različito izmerenog signala.

### 3.3.3 Algoritam za podudaranje vizuelnih i infracrvenih snimaka

Važna priprema pre efektivne termalne analize je i ujednačavanje odabranih vizuelnih sekvenci snimaka i odgovarajućih termalnih slika. Primećeno je da su na termalnim snimcima objekti suženo predstavljeni, za razliku od optičkih snimaka koji sa znatno većom rezolucijom prikazuju objekte u celosti. Zbog različitih rezolucija optičke i termalne kamere, poravnanje paralelnih sekvenci postignuto je postepenim smanjenjem vizuelne slike radi podudaranja sa termalnom slikom.

Algoritamskim skaliranjem infracrvenog i optičkog frejma, omogućuje se automatska obrada ovih slika i paralelna lokalizacija oblasti i objekata sa intenzivnim gubicima toplote. Na ovaj način se prilikom simultane detekcije i izdvajanja prozora i vrata smanjuje greška do koje dolazi ukoliko su slike nesrazmernih dimenzija i ukoliko je veći ugao pod kojim je zgrada snimljena, jer se omogućuje da se isključivo izdvoje oni delovi zgrade koji se podudaraju sa optičkim snimkom.




Slika 10 Adaptiranje rezolucije vizuelnih i termalnih frejmova

U ovom istraživanju algoritmi veštačke inteligencije su primenjeni kako bi se klasifikovali objekti prema njihovoj izolaciji. Ovom metodom su izdvojene komponente zgrade koje predstavljaju ograničene oblasti fasade koje su analizirane. Zatim su izdvojeni segmenti ispitani kako bi se dala celovita slika o funkcionalnosti fasade i pokrila široka oblast termalne analize.

Predstavljen je metod kojim se vizuelno razlikuju regioni koji pripadaju prozorima ili vratima i regionima fasade kako bi se proračunao njihov udeo pri određivanju toplotnih gubitaka zgrade i odredili mogući energetski gubici za ispitivane konstrukcije.

### 3.3.4 Segmentacija slike za ispitivanje zgrade

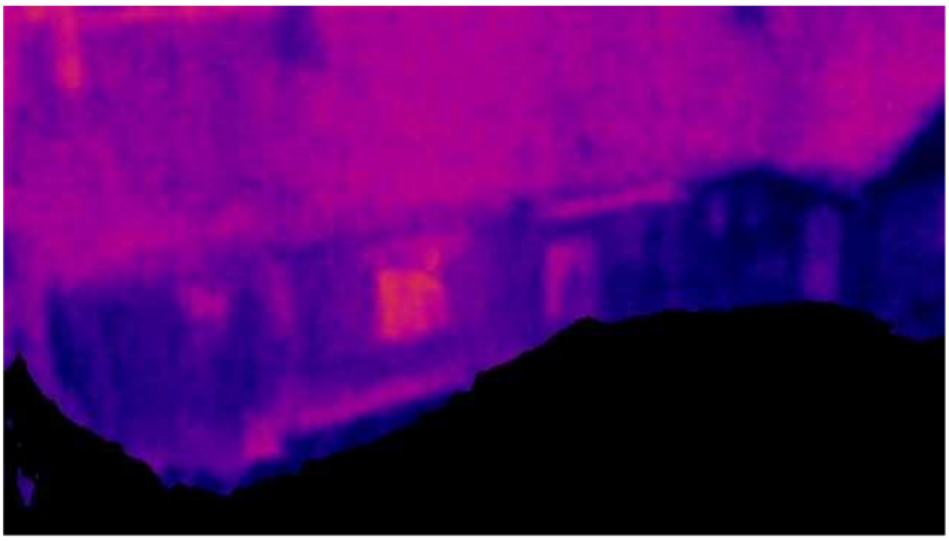
Ujednačene paralelne infracrvene i vizuelne slike se mogu simultano obraditi koristeći duboku neuralnu mrežu. Upotrebljen je model koji se zasniva na Mask R-CNN-u za segmentaciju slike sa ciljem da se filtriraju zgrade na slikama i uklone okolni objekti koji mogu uticati na tačnost u algoritamskoj analizi zgrada. Segmentacija instanci je sprovedena koristeći prethodno treniranu duboku neuralnu mrežu koja klasifikuje različite objekte na scenama u gradu pomoću boja karakterističnih za datu klasu grupišući piksele koji pripadaju istoj klasi.

Vizuelni i infracrveni snimci su obrađeni pomoću semantičke segmentacije upotrebom deeplabv3 modela, koji je treniran setom podataka Ade2K. Deeplabv3 model je zasnovan na Atrous konvoluciji koja omogućuje da se dobiju različite rezolucije izdvojenih svojstava i daje mape svojstava koje se zasnivaju na unošenju prekida između težina filtera. Izdvojene karakteristike se obrađuju za različite skalirane segmente. Dodatni modul obezbeđuje prepoznavanje sličnosti vrednosti piksela. Atrous Spatial Pyramid Pooling uvodi klasifikaciju svakog piksela i na izlazu se dobija segmentovana slika u originalnoj veličini. Ade20k set podataka sadrži scene sa označenim segmentima na slikama za 150 različitih kategorija.



Slika 11 Segmentacija vizuelnog frejma

Na slici 11 prikazan je primer jednog vizuelnog snimka na koji je primenjena segmentacija slike pomoću Mask R-CNN mreže. Može se uočiti da su različiti objekti razdvojeni prema pikselima i označeni drugačijim bojama: kola su označena plavom bojom, drvo je predstavljeno zelenom bojom a zgrada je izdvojena braon nijansom. Paralelni vizuelni i infracrveni frejmovi koji su prethodno skalirani tako da se podudaraju, obrađeni su korišćenjem biblioteka kompjuterske vizije u Python-u. Pošto segmentacija vizuelne slike omogućuje klasifikaciju različitih objekata prema boji, time su dobijene maske za objekte iz okoline koje su primenjene na odgovarjauće infracrvene snimke i to je omogućilo izdvajanje pozadine i objekata u okolini.



Slika 12 Izdvojena pozadina

### 3.3.5 Detekcija objekata za izdvajanje individualnih delova

Sledeći snimci predstavljaju rezultate koji su dobijeni obradom vizuelnih frejmova koristeći trenirani detektor objekata pomoću RetinaNet za detekciju objekata. Detekcija objekata predstavlja klasifikaciju i lokalizaciju višestrukih objekata na slikama. Lokalizovanje objekata je proces kojim se predviđaju okviri oko objekata, što su uobičajeno horizontalne i vertikalne koordinate oko objekta. Proračunava se verovatnoća da je objekat prisutan na slici i pronalaze se najviše vrednosti.

Model za detekciju objekata je kreiran na osnovu prethodno trenirane mreže implementacijom u Keras-u. Set podataka sadrži slike i podatke sa označenim koordinatama objekata određenih klasa na slikama, koji su upotrebljeni za treniranje mreže. ResNet koristi povratne veze i blokove. U okviru ovih veza, obavljaju se batch normalizacija i ReLu aktivacija i izlaz ovih blokova i ulaz se dodaju u vezi. Upotrebom ovog algoritma dobijaju se okviri oko objekata i njihove odgovarajuće koordinate i pomoću novog algoritma su ove koordinate preslikane na paralelne termalne slike, radi izdvajanja elemenata.

Primenjujući dobijene koordinate prozora i vrata na infracrvenim snimcima, odnos između raspodele boja prozora i fasade je analiziran da bi se odredili toplotni gubici.

Naredne slike prikazuju rezultate detekcije prozora pomoću dva različita modela gde se može primetiti da je prvi model precizno detektovao prozore. Nasuprot tome, drugi model je na jednom frejmu detektovao samo pola prozora, a na drugom frejmu je nekoliko prozora i vrata ostali nedetektovani. Pored toga se može uočiti da su kod drugog modela okviri oko prozora znatno širi od dimenzija prozora. Izdvajanje prozora bi stoga dovelo do značajnijih grešaka u proračunima.




Slika 13 Detektovani prozori modelom treniranim pomoću generisanog seta podataka




Slika 14 Detektovani prozori modelom treniranim pomoću Window Detection in Street Scenes seta podataka

Detekcija prozora i vrata

- Primenom treniranog detektora objekta detektuju se prozori, vrata i krov na izdvojenim snimcima
- Izdvajaju se koordinate ovih elemenata koji su lokalizovani na vizuelnom frejmu
- Korišćenjem dobijenih koordinata izdvajaju se komponente sa infracrvenih frejmova

Ovim putem je omogućena posebna analiza prozora i fasade u kojoj se pronalazi termalna distribucija, što predstavlja osnovu za komparaciju snimljenih temperatura i omogućuje analizu prenošenja toplote kroz materijale na objektu.

### 3.3.6 Detekcija termalnih mostova na fasadi zgrade

Pomoću kreiranog supervizovanog modela zasnovanog na CNN strukturi, primenjuje se i algoritam koji sa konačnog oblika fasade građevine, dobijenog prethodnim obradama selektovanih snimaka, izdvaja svetlije deliće koji ukazuju na toplotne gubitke. Tok ovog algoritma je implementiran podelom čitavog frejma na male segmente pomoću tzv. kliznog prozora (sliding window), koji izdvaja svaki segment slike i vrši klasifikaciju na pozitivne i negativne detekcije termalnih gubitaka.

CNN je bila trenirana koristeći TensorFlow i obuhvatala je 2D konvolucioni sloj sa 32 filtera na ulaznoj slici sa 3*3 receptivna polja i sa ulaznom veličinom od 28*28 piksela i 1 crno-belim kanalom. Svaki filter sadrži set težina kojima se izdvajaju karakteristike. U narednom 2D MaxPooling sloju se 2*2 regiona učitavaju u sliku, u kojem se slika ograničava, da bi se smanjilo opterećenje pri procesiranju kao i korišćenje memorije. U ovoj fazi redukuju se dimenzije slike tako što se proračunava maksimalna vrednost iz definisanih regiona, što omogućuje dobijanje manjih reprezentacija slike. Kao i kod konvolucionog sloja, svaki neuron ovog sloja je povezan sa izlazima ograničenog broja neurona prethodnog sloja, lokalizovanog u okviru malog pravougaonog polja. Međutim , u ovom sloju nema težina, već se sakupljaju ulazi koristeći agregacionu funkciju maksimuma. To znači da isključivo maksimalna vrednost svakog receptivnog polja dovodi do sledećeg sloja, dok se drugi ulazi ispuštaju. Naredni sloj sve jedinice uključuje u jedan zajednički sloj jer se očekuje jednodimenzionalni ulaz karakteristika svake instance, sledeći dense sloj obuhvata 128 jedinica u okviru skrivenog sloja, sloj sa 50% frekvencijom ispuštanja kako bi se smanjila pretreniranost i potom dense izlazni sloj sa SoftMax aktivacijom sa 10 jedinica koje se prenose ka izlazu radi distribucije verovatnoća.

Ulazna slika koja predstavlja niz piksela podeljena je na segmente tj. prozore rezolucije 28x28 piksela. Prethodno primenjenom segmentacijom slike je okolina analizirane zgrade označena crnom bojom, da se ovi regioni ne bi razmatrali. Algoritam za svaki prozor na slici najpre proverava da li je označen crnom bojom proračunavajući histogram za mali segment i poredeći ga sa histogramom crnog uzorka istih dimenzija. Time je omogućeno, da se predikcija zona sa većim temperaturama putem CNN obavlja samo za one segmente slike koji nisu deo pozadine. Algoritam se zasniva na nadgledanom učenju, u kojem su ulazni podaci delovi slike, a na izlazu se dobijaju uokvireni prozori za susedne segmente sa detektovanim gubicima toplote.

Sledeći opis se odnosi na postupke ovog programa.

Detekcija termalnih mostova

- Koristeći klizni prozor na slici, ispituje se za svaki da li se može okarakterisati kao toplotni gubici
- Ukoliko se primenom CNN niz prozora ulazne slike detektuje kao toplotni gubici, generišu se okviri koji ukazuju na termalne mostove.

Ovim je omogućeno da se detektuju termalni mostovi po površini fasade, kako bi se lokalizovale regije sa spoljašnjim zidovima sa toplotnim gubicima za koje bi bilo potrebno utvrditi uzrok i omogućiti unapređenje izolacije.

### 3.3.7 Procena temperature za individualne segmente

Temperature su procenjene pomoću učitane skale boja koja je dobijena koristeći Flir program za obradu infracrvenih snimaka. Kako bi se utvrdile i uporedile temperature pojedinih segmenata zgrade, potrebno je utvrditi referentne vrednosti koje omogućavaju poređenje. Temperature se procenjuju na osnovu palete, za koju se temperaturni opseg može definisati najnižom i najvišom temperaturom. Poredeći izdvojene RGB boje sa tonovima sa skale koristeći minimalnu euklidijsku distancu, procenjene su spoljne temperature različitih komponenata:

$$\square_{xyk} = \square\left((\square_{xy} - \square_{k})^2 + (\square_{xy} - \square_{k})^2 + (\square_{xy} - \square_{k})^2\right) \quad (16)$$

gde su $(\square_{xy}, \square_{xy}, \square_{xy})$ boje datog piksela sa koordinatama x i y i $(\square_{k}, \square_{k}, \square_{k})$ predstavlja ton palete koji odgovara temperaturi $\square_{k}$.

Za nižu temperaturu skale radi proračuna, uzeta je spoljna temperatura, a za višu temperaturu skale određena je prosečna unutrašnja temperatura od 20 °C. Infracrvena merenja pokazuju, da ova pretpostavka odgovara realnim situacijama. Kako je skala podeljena u različite opsege boja, pretpostavka je da su ovi opsezi unifomno podeljeni i u skadu sa tim je pretpostavljena uniformna raspodela temperatura, jer se za male razlike nijansi u paleti boja mogu pretpostaviti mali koraci temperaturnih razlika. Na ovaj način je ostvarena procena temperatura i analiza temperaturnih razlika.

Prilagođavanje temperaturne skale

- Može se definisati minimalna i maksimalna merena temperatura
- Opseg temperatura se mapira prema učitanoj paleti pod pretpostavkom linearnih gubitaka toplote

Izdvajanje temperatura fasade

- Za obrađenu sliku proračunava se ukupan broj piksela, pri čemu se ne razmatraju oblasti sa izdvojenim segmentima sa snimka
- Proračunava se procenat piksela
- Za najzastupljenije nijanse pronalaze se putem mape palete i temperatura procenjene temperature koristeći euklidijsko rastojanje sa RGB predstavom boja na skali
- Određuje se srednja vrednost temperatura

Izdvajanje temperatura prozora, vrata i krova:

- Za svaki piksel prozora pronalazi se predstavljena boja i proračunava se broj piksela
- Proračunava se procenat piksela
- Za tonove sa najvećim procentom proračunavaju se putem mape palete i temperatura procenjene temperature određivanjem njihovog euklidijskog rastojanja u odnosu na RGB predstavu palete i određuje se srednja vrednost temperatura prozora

### 3.3.8 Poređenje termalnih gubitaka između elemenata zgrade

Proračunavanje varijacije temperatura:

- Određuju se temperaturna odstupanja između pojedinačnih segmenata
- Uključena je varijacija temperature 2.55 °C koja je dobijena terenskim kvantitativnim merenjima
- Uključena je klasterizacija elemenata metodom KMeans kojom se kategoriše izdvojena komponenta zgrade prema skali boja kao topla oblast ili kao hladna oblast, što je uključeno u upoređivanje komponenti

## 3.4 Lokalizacija nezadovoljavajuće izolacije na zgradama

### 3.4.1 Devijacija gubitaka toplote između prozora i fasade

Prozori su najčešće elementi na kojima su najintenzivniji toplotni gubici. Veća količina toplote koja prolazi kroz prozore je najčešće vidljiva kao svetla boja na infracrvenim slikama. Često starije zgrade imaju starije ugrađene prozore, koji mogu biti sa jednoslojnim staklom i stoga slabije izolovani. Česta pojava kod starijih prozora je i kondenzacija, jer topli vazduh iznutra dolazi u dodir sa hladnim površinama prozora zbog slabe izolacije i prodora hladnog spoljnjeg vazduha. Moderniji prozori mogu imati i do tri sloja stakala, što obezbeđuje znatno bolju izolaciju. Zamenom prozora boljeg kvaliteta značajno se može uštedeti energija. Sa termografskih snimaka sa velikom pouzdanošću se brzo može utvrditi da li postoje značajni gubici toplote kroz prozore, što je uočljivo kao više temperature prozora u odnosu na fasadu. Termalne slike mogu prepoznati različite anomalije na prozorima, kao što su strujanje vazduha kroz okvire i vlaga. Međutim preduslov je da prozori u trenutku ispitivanja nisu otvoreni.

Dobijene su različite vrednosti temperaturnih promena između prozora i fasade. U pojedinim slučajevima ta razlika je oko 3 °C. Prilikom klasifikacije potrebno je definisati prag koji ukazuje na granične vrednosti odnosa toplotnih gubitaka. Terenskim merenjima je proračunata srednja vrednost greške 2.55 °C za izmerene temperature, pa je za značajnija temperaturna odstupanja definisan prag od 5 °C.

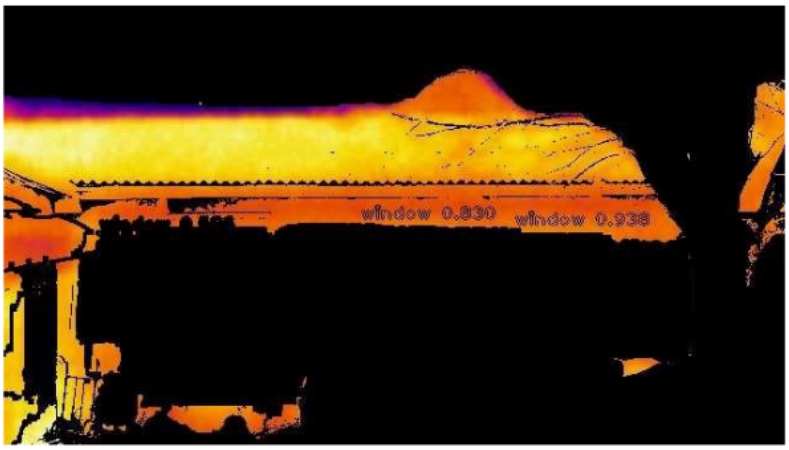
### 3.4.2 Devijacija gubitaka toplote između vrata i fasade

Kod vrata takođe može biti uočljiv protok vazduha, kada su prisutni mali prorezi oko okvira vrata, što se prevashodno može dogoditi u hladnim periodima i pri jakom vetru. Tada se slično kao na prozorima mogu detektovati visoke temperature oko okvira i na površini vrata.

Za izdvojena i detektovana vrata proračunavaju se varijacije temperature u odnosu na fasadu. Vrata međutim obuhvataju najčešće manju površinu u sklopu ispitivanog objekta i u poređenje se stoga uključuje u procentualni udeo površine zgrade zajedno sa prozorima.

### 3.4.3 Ispitivanje izolacije većih elemenata

Za ispitivanje krovne konstrukcije primenjen je Canny detektor za pronalaženje kontura na optičkom frejmu, koji je pomoću dobijene maske preslikan na odgovarajućoj infracrvenoj slici. Krov je bio lokalizovan primenjujući podudaranje templejta pomoću normiranog korelacionog standarda na segmente slike koristeći set slika krova. Pomoću istog programa koji je primenjen i za procene temperature fasade, i za ovu oblast se može proceniti srednja temperatura. To mogu biti u posebnim slučajevima i drugi segmenti zgrade.




Slika 15 Izdvojeni krov

### 3.5 Značaj detektovanih gubitaka za individualne segmente

Pored toga što se ovim putem mogu proceniti temperaturna odstupanja između pojedinačnih elemenata i fasade, kako bi se izvršila klasifikacija izolacije, uvedeno je poređenje zahvaćenih površina koje se odnose na proračunata temperaturna odstupanja. Tako se proračunava i odnos površine prozora prema površini fasade, da bi se uočio procentualni deo zahvaćenog područja gubicima.

Takođe se može definisati prag za gubitke toplote na fasadi ili na prozorima. U jednom od navedenih primera su procenjene temperature površine prozora preko 17 °C, što ukazuje na značajne toplotne gubitke i može efektivno uticati na klasifikaciju izolacije objekta.

### 3.6 Ukupna analiza zgrade

Konačna analiza jednog objekta obuhvata sledeća pitanja:

- Da li je značajna varijacija u razlici temperatura između pojedinačnih elemenata i fasade? Ukoliko su ove vrednosti značajno različite, više temperature ukazuju na oblasti sa većim toplotnim gubicima i to su najčešće prozori. To može ukazati na potrebu da se ove komponente dodatno izoluju. Na zgradama prozori uobičajeno zauzimaju veliku površinu i stoga imaju značajan uticaj na energetsku efikasnost. Algoritam proračunava i stepen zahvaćenosti toplotnim gubicima. Ukoliko su primećeni veći toplotni gubici na fasadi, oni ukazuju na njenu slabu izolaciju i na potrebe mera njenog poboljšanja.

- Pošto je priroda ovakvog prikupljanja podataka takva da se mogu dogoditi neplanirani događaji, kao što su otvoreni prozori koji bi prikazivali veći protok toplotne energije, potrebno je i ispitati optičke snimke zgrada, koji mogu ukazati na ovakve pojave. Opički snimci mogu ukazati i na oštećenja fasade.

- Ukoliko nije značajna razlika u temperaturi pojedinačnih elemenata i same fasade, pod pretpostavkom da se objekat u zimskom periodu zagreva, ukoliko procenjene temperature na spoljašnjosti zgrade imaju niže vrednosti, može se zaključiti da je objekat dobro izolovan. Ukoliko su međutim procenjene visoke temperature na spoljašnjosti zgrade, to ukazuje na značajne toplotne gubitke i na nedovoljnu izolaciju.

Algoritam na izlazu daje rezultate obrade infracrvenih snimaka građevinskog objekta i ukazuje na elemente zgrade na kojima se gubi toplota. Metodologija u ovoj studiji odnosi se pre svega na analizu termografskih slika i na toj osnovi se vrši klasifikacija objekata. Prikupljeni optički zapisi daju dodatne informacije o stanju građevinskog objekta, a na njih bi se mogli primeniti i različiti algoritmi za detekciju pukotina i anomalija koji su ispitani u dosadašnjim istraživanjima. Uvođenjem odnosa zahvaćenih površina zgrade, omogućena je procena značaja oblasti koje su zahvaćene toplotnim gubicima za čitavu zgradu.

### 3.7 Klasifikacija objekata

Klasifikacijom je potrebno utvrditi da li je stanje zgrade prihvaljivo ili ne. Ukoliko su detektovane više temperature, to može ukazati na potrebu za poboljšanjem izolacije. U ovom odeljku opisano je formirano razumevanje sveukupnih termalnih performansi zgrada, na osnovu procenjenih temperaturnih podataka.

Kako bi se dobila predstava o gubicima toplote, algoritamski se izdvajaju karakteristične boje sa slika. Za izdvojene prozore i vrata pronalaze se najzastupljenije nijanse na termalnoj slici koje se zatim mapiraju u temperature prema temperaturnoj skali. Na taj način se mogu uočiti odstupanja za pojedinačne elemente.

Algoritam koji prikazuje specifične elemente na infracrvenoj slici je specifično ističe najzastupljenije boje i njihov procenat na slici. Odnos između dobijenih vrednosti za izdvojene prozore i vrata je proračunat da bi se omogućilo zaključivanje koje se odnosi na stanje izolacije prozora i vrata. Takođe se uvodi i standardna devijacija, kako bi se došlo do što tačnije procene. Proračunava se i površina regiona, kako bi se u analizi uzela u obzir i zahvaćenost građevinskog objekta toplotnim gubicima. Pomoću klastera infracrvenih slika definisane su tople i hladne oblasti. U tabeli su predstavljeni faktori kojima se sprovodi poređenje komponenata zgrade i klasifikacija izolacije.

Tabela 2 Izdvojeni podaci za oblasti građevine

| *Prozor 1* | *Prozor 2* | ... | *Prozor n* | *Vrata* | *Fasada* |
|---|---|---|---|---|---|
| T1 | T2 | ... | Tn | Td | Tf |
| \| Tf-T1+σ\| | \| Tf – T2 + σ\| | ... | \| Tf – Tn + σ\| | \| Tf – Td + σ\| | Tf+σ |
| Površina regiona | Površina regiona | ... | Površina regiona | Površina regiona | Površina regiona |
| svetlost | svetlost | | svetlost | svetlost | svetlost |

Globalni metod za klasifikaciju građevina: Izračunava se

faktor zahvaćene površine So/Sf

Ako je To i Tf > Thigh: fasada i objekat imaju toplotne gubitke inače:
ako je To> Tf tada:

ako je To-Tf + σ > Tp:

ako je So svetla? tada:
ako je Sf površine svetla tada: fasada i objekat imaju gubitke toplote
inače: deo ima gubitke toplote u % u
suprotnom:
deo ima gubitke u %
u suprotnom:
nema nalaza o lošoj izolaciji nače

ako je Tf>To onda:

ako je Tf-To+ σ > Tp:

ako je Sf svetla, onda fasada ima gubitke toplote

ako je So svetla, onda fasada i objekat imaju gubitke toplote

inače: fasada ima gubitke toplote

u suprotnom: fasada ima značajno veće gubitke toplote. u

suprotnom:

nema nalaza o lošoj izolaciji inače

ako je Tf=To tada:

nema nalaza o lošoj izolaciji

pri čemu So predstavlja površinu objekta, Sf predstavlja površinu fasade u pikselima, To predstavlja procenjenu srednju temperaturu objekta, Tf predstavlja procenjenu srednju temperaturu fasade, Thigh je prag visokih temperatura, a Tp je temperatura praga, σ je varijansa.

### 3.8 Greška

U predstavlljenim proračunima polazi se od pretpostavke da je unutrašnja temperatura prosečno 20 °C. Međutim unutrašnja temperatura objekata utiče na proračune i zbog toga je radi preciznijih merenja poželjno odrediti i da li se objekat greje i u skladu sa tim može se adaptirati skala boja i samim tim i procene spoljnih temperatura.

Čak i uz detaljnu analizu parametara za infracrveno ispitivanje, postoji verovatnoća greške u dobijanju tačne dijagnoze. Ukoliko je zgrada spolja zaštićena metalnom površinom dolazi do negativnog termalnog efekta. Male promene termičkih parametara dovode do promene u estimaciji termalnih mostova. Ukoliko postoji abnormalna distribucija vrednosti emisivnosti, otežana je inspekcija objekta. Različiti materijali od kojih je sačinjen zid mogu proizvesti barijere prilikom radijacije energije. Na primer, aluminijum proizvodi slab odziv emisivnosti, što smanjuje sposobnost detektovanja emisije iz infracrvenih senzora. Zbog toga se za ovakve građevine zahteva posebna pažnja prilikom ispitivanja. Za površine od metala, posebno ako su glatke, vrednost emisivnosti je od 0.05 do 0.2.

Kako je eksperimentima potvrđeno da se sa velikom pouzdanošću objekti koji su sagrađeni od materijala visoke emisivnosti mogu ovim pristupom efikasno istražiti, podrazumeva se da su temperature u hladnom periodu na površinama objekata korektno izmerene i da se mogu razmatrati u određivanju izolacije. Kako se dronom postižu visokokvalitetni snimci sa jakim kontrastom između

različitih komponenata zgrade, oni na optimalan način predstavljaju termalne procese na zgradi.

Prilikom detekcije prozora i vrata može doći do toga da pojedinačni prozori ili vrata nisu detektovani jer su samo delimično vidljivi na frejmu npr. zbog predmeta koji pokrivaju objekat. Takođe ukoliko je stambeni objekat u neposrednoj blizini drugih objekata koji su vidljivi na vizuelnom frejmu, pomoću segmentacije slike oni se ne izdvajaju kao deo pozadine, već utiču na automatske proračune temperature fasade i mogu dovesti do izvesnih varijacija u proračunima

Prilikom detekcije objekata primećeno je da zbog kose pozicije objekta, prozori zgrade nisu uvek sa savršenom preciznošću izdvojeni, već obuhvataju i manje okolne oblasi, jer su detektovani okviri idealno pravougaonog oblika. Iako se za procene temperatura uzimaju najzastupljenije nijanse, kako za samu komponentu, tako i za fasadu, ovakvo izdvajanje segmenata utiče na proračune temperatura. Ovakva greška se značajno smanjuje predstavljenim algoritmom kojim se odabiraju frejmovi iz video snimka za optimalnu predstavu objekta. Međutim, pored toga, da bi se smanjio uticaj ovakve greške, sa izdvojenih elemenata je 10% okvirnog dela uklonjeno za proračune temperature, jer sami obodi prozora ne doprinose pravoj predstavi termalnih procesa na ovim komponentama.

Tačnost detekcije objekata opisuje se preciznošću koja predstavlja odnos pozitivno detektovanih elemenata i sume pozitivnih i pogrešno pozitivnih detekcija, kao i recall-om koji predstavlja odnos pozitivnih detekcija i zbira pozitivnih i pogrešno negativnih detekcija. RetinaNet je jednofazni detektor objekata za koji je model mašinskog učenja generisan pomoću prikupljenih snimaka pokazao znatno bolju preciznost uzimajući u obzir pomenute parametre.

Jedna od najznačajnijih mera tačnosti u kompjuterskoj viziji je IoU (Intersection over Union) kojom se definiše oblast preklapanja između stvarne granice objekta i okvira koji je generisan predviđanjem. IoU se proračunava kao odnos oblasti preklapanja i oblasti unije, IoU = Ao/Au. Zahvaljujući metodu kojim se odabira direktan snimak zgrade, ovaj parameter je takođe pokazao visoku preciznost od približno 0.83.

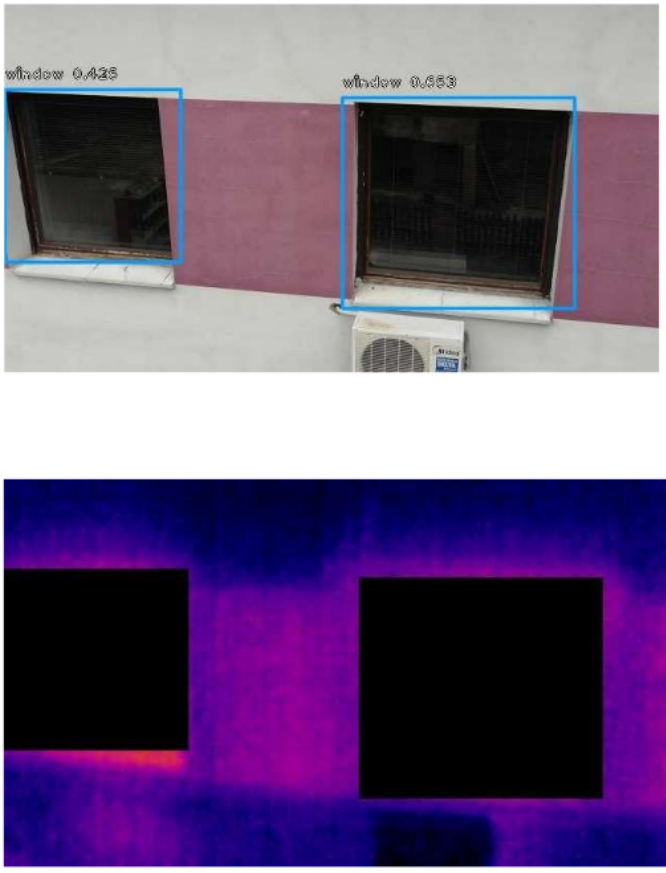
Od velikog značaja je razmatranje greške prilikom proračuna temperatura oblasti na građevini. Sprovođenjem naizmeničnih standardnih infracrvenih merenja, dobijena je standardna varijacija izmerene temperature fasade zgade od
2.55 °C, koja je uvedena u procene razlika u temperaturi radi poboljšanja klasifikacije objekata, što je detaljnije opisano u poglavlju 5.

Kako bi se jednostavnije utvrdila termalna svojstva izdvojenih oblasti prilikom njihovog upoređivanja, principom razdvajanja klastera KMeans metodom izdvojeni su najznačajniji centri elementa i upoređeni su sa skalom boja, u cilju da se svi pojedinačni delovi klasifikuju kao hladne ili kao tople oblasti.

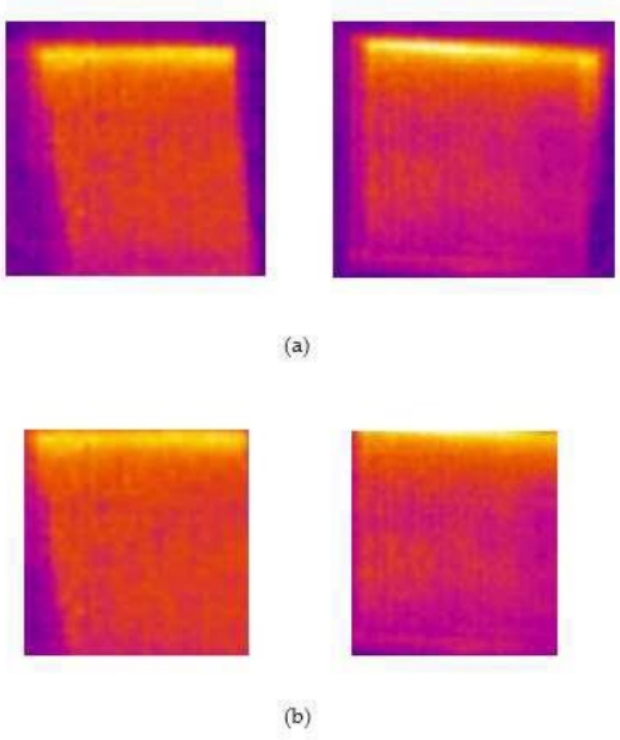
# POGLAVLjE 4

## 4 .1 Eksperimentalni rezultati

Infracrvenim slikama su predstavljeni različiti temperaturni podaci. Razlike u temperaturnoj raspodeli ukazuju na kritične regione u smislu energetskih performansi fasade. Na primeru prikazanom na slici 16 je jedan manji deo fasade zgrade. Može se primetiti uticaj boje fasade na termalnu sliku, tj. na detektovane temperature fasade. Na slici 17 predstavljeni su izdvojeni prozori, kao i njihova redukovana forma, radi poboljšanja tačnosti.




Slika 16 Izdvojeni deo fasade

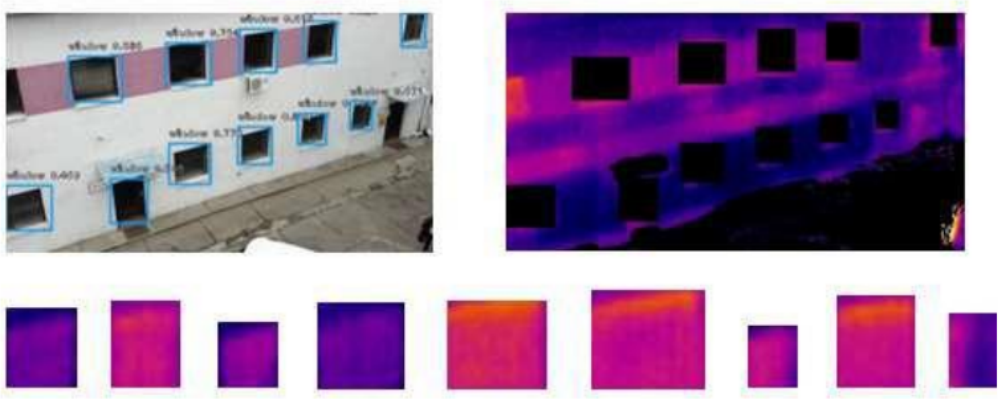



Slika 17 Izdvojeni prozori i korekcije radi poboljšanja tačnosti proračuna

Dobijaju se karakteristične narandžaste i lila nijanse temperaturne predstave sa RGB vrednostima (230, 80, 27), (185,9, 133) i (215, 48, 55) i proračunata je prosečna temperatura 14,9 °C za prvi prozor. Za drugi prozor su dobijene vrednosti predstavnika boja (184, 4, 129), (229, 91, 19) i (219, 62, 55). Površine prozora su detektovane kao svetle.

Za karakteristične RGB predstave fasade, dobijene su vrednosti (98, 0, 149), (131, 1, 151) i (64, 1, 144) i proračunata je vrednost temperature od 11.9 °C, pa su dobijene procenjene varijacije temperature 3.2 °C i 3 °C. Ukoliko se doda varijansa, maksimalno odstupanje iznosi 5.8 °C. Oblast fasade detektovana je kao hladna. Proračunom se dobija da više od pola površine čine prozori u odnosu na ukupnu površinu i može se smatrati da je značajan uticaj dobijenih razlika u procenjenim temperaturama.

Ishod algoritamske analize daje da su prisutni veći toplotni gubici na prozorima. Korišćenjem konvolucione mreže utvrđeno je prisustvo termalnih mostova na fasadi ove zgrade.

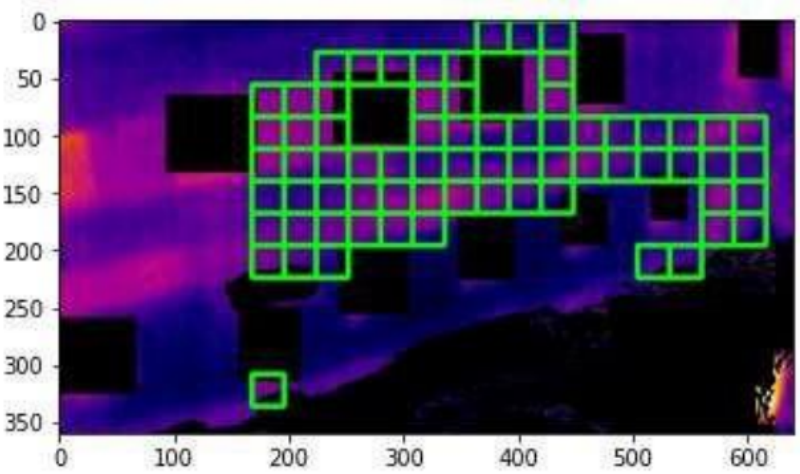


Slika 18 Detektovani i izdvojeni prozori zgrade

Naredne tabele predstavljaju rezultate nakon programskih iteracija za frejm predstavljen na slici 18 [145]. Na ovoj slici dat je celovitiji prikaz iste zgrade kao i na prethodnom frejmu. Izlazne karakteristične boje za prvi prozor bile su (96, 4, 149), (72, 2, 135) i (51, 2, 130), a za drugi prozor (128, 1, 150), (192, 19, 124) i
(199, 25, 123) i za ostale prozore pronađene su slične karakteristike. Tabela prikazuje proračunate temperature za svaki segmentovani prozor i za fasadu u prvoj koloni i temperaturne razlike između ove dve komponente kao i klasifikaciju kao tamne ili svetle.

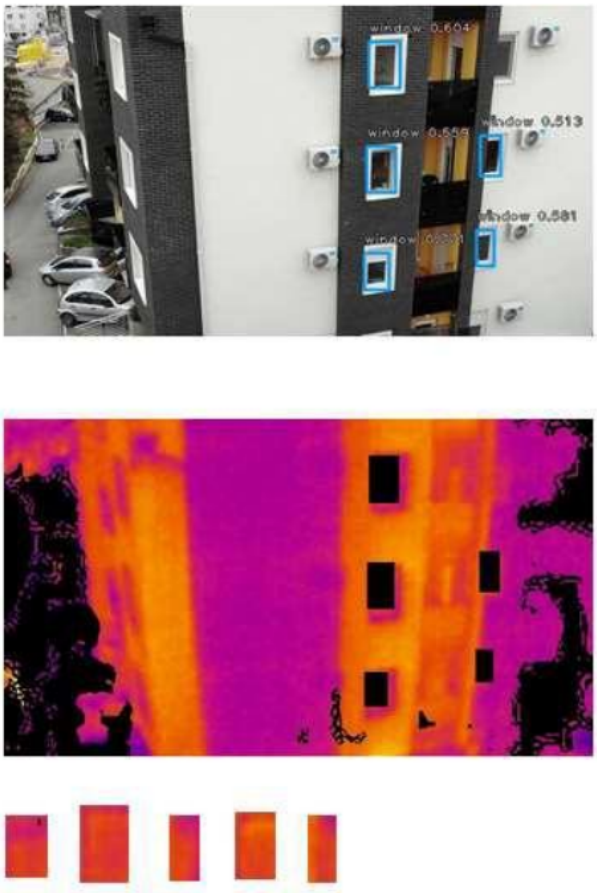
Tabela 3 Izmerene temperature elemenata zgrade i njihova razlika

| | *Prozor 1* | *Prozor 2* | *Prozor 3* | *Prozor 4* | *Prozor 5* | *Prozor 6* | *Prozor 7* | *Fasada* |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| T | 11.5 | 13.5 | 11.8 | 11.5 | 15.0 | 13.6 | 12.8 | 12.1 |
| \|Tf-T\|+σ | 3.2 | 4 | 2.9 | 3.2 | 5.5 | 4.1 | 3.3 | |
| pikseli | 1800 | 1911 | 1221 | 2352 | 2750 | 3520 | 858 | 58016 |
| svetlost | hladna | topla | topla | topla | topla | topla | topla/hladna | hladna |




Slika 19 Detektovani termalni mostovi [145]

Na slici 19 predstavljen je rezultat detekcije termalnih mostova na fasadi pomoću modela zasnovanog na CNN mreži i algoritma klizećeg prozora, čime se jasno ističu regioni koji ukazuju na više temperature od ostalih oblasti fasade, a koji sa vizuelnog frejma nisu uočljivi.




Slika 20 Detektovani prozori i izdvojena pozadina za zgradu

Za frejm koji prikazuje spoljašnjost zgrade na slici 20 dobijaju se karakteristične boje (224, 67, 26), (191, 6, 133) i (221, 62, 33) i broj piksela od 40768. Naredna tabela prikazuje boje koje su dobijene za pojedinačne segmente. Kao konačan rezultat dobija se da nema značajnih razlika između elemenata i može se zaključiti da je objekat dobro izolovan.

Tabela 4 Najčešće boje segmenata

| | |
|---|---|
| *Fasada* | (224 ,67, 26), (191, 6, 133), (221, 62, 33) |
| *Prozor1* | (218 ,51, 61), (215, 42, 87), (217, 49, 66) |
| *Prozor2* | (216 ,50, 62), (230, 74, 26), (224, 62, 47) |
| *Prozor3* | (220, 62, 33), (227, 69, 30), (211, 40, 85) |
| *Prozor4* | (230 ,82, 18), (221, 61, 47), (222, 72, 22) |
| *Prozor5* | (232 ,95, 1), (218, 58, 36), (223, 70, 26) |

Tabela 5 Procenjene temperature pojedinačnih segmenata, pronađene nijanse sa infracrvenih slika i razlika temperatura za susedne elemente

| | *Prozor1* | *Prozor 2* | *Prozor3* | *Prozor 4* | *Prozor 5* | *Fasada* |
|---|---|---|---|---|---|---|
| T | 14.8 | 15.4 | 15.5 | 15.8 | 16.1 | 15.2 |
| $\|Tf-T\|+\sigma$ | 3.3 | 2.8 | 2.9 | 3.2 | 3.5 | |
| pikseli | 704 | 1080 | 512 | 960 | 595 | 40768 |
| svetlost | tople | tople | tople | tople | tople | tople/hladne |

Ova tabela predstavlja rezultate obrade svih segmentiranih oblasti zgrade pomoću čijih parametara je izvršena klasifikacija.




Slika 21 Segment zgrade

Na ovim paralelnim snimcima je jedan segment iste zgrade na kojem su detektovana tri prozora. Na jednom prozoru je zatvorena roletna, što ukazuje na niže temperature. Na vizuelnoj slici se uočava da je zgrada novije građe. Deo fasade koji je od cigle kao i balkon sa staklenom površinom ima više

temperature, ali u ovom slučaju viša temperatura je karakteristika ovog materijala da se u njemu zadržava toplota, a ne odraz gubitaka toplote.

U narednim tabelama su prikazani proračunati parametri.

Tabela 6 Najzastupljenije boje za pojedinačne komponente zgrade

| | RGB |
|---|---|
| *Fasada* | (233 ,91, 7), (190, 9, 138), (217, 58, 36) |
| *Prozor 1* | (229, 87, 11), (219, 61, 32), (205, 34, 68) |
| *Prozor 2* | (254, 194, 10), (251, 180, 10), (242, 143, 0) |
| *Prozor 3* | (187 ,9, 131), (205, 26, 84), (219, 44, 83) |

Tabela 7 Proračunate temperature elemenata, nijanse komponente i razlika temperatura

| | *Prozor 1* | *Prozor 2* | *Prozor 3* | *fasada* |
|---|---|---|---|---|
| T | 15.6 | 17,7 | 14.5 | 15.3 |
| $\|Tf-T+\sigma\|$ | 2.9 | 5 | 3.4 | |
| pikseli | 2280 | 4392 | 704 | 45472 |
| svetlost | svetla | svetla | svetla | svetla/hladna |

Kao rezultat i ovaj segment zgrade sa slike 21 je klasifikovan kao dobro izolovan.




Slika 22 Izdvojeni manji objekat sa detektovana tri prozora i vrata

Za fasadu objekta na slici 22 pronađene su karakteristične RGB vrednosti (232, 93, 0), (247, 176, 6) i (232, 85, 5) i procenjena je prosečna temperatura od 16,7°C.

Za prvi prozor procenjena je prosečna temperatura od 17.8 ° C, što predstavlja značajne toplotne gubitke, a karakteristične nijanse su (246, 177, 0), (246, 193, 3) i (250, 172, 2). Za vrata dobijene RGB vrednosti su (244, 179, 1), (243, 132, 1) i (244, 153, 0) a proračunata temperature je 17.3 °C. Za drugi prozor procenjena je temperature od čak 18.4 °C i izdvojeni tonovi su (250, 200, 7), (247, 280, 3) i (249,

228, 51). Za treći prozor prosečna izračunata temperature je 17.4 °C i izdvojene nijanse su (246, 176, 0), (245, 166, 1) i (249, 154, 2). To ukazuje na male razlike, kada su u pitanju toplotni gubici na objektu i uzimajući u obzir relativno visoke procenjene temperature po površini objekta, može se pretpostaviti da je ovaj objekat slabo izolovan.

Za vrednost temperature krova, dobija se 17.8 ° C (RGB (227, 93, 0), (245, 192, 2) i (253, 224, 62)).

Odstupanje u temperature između krova i fasade je 1.1 °C. Maksimalno temperaturno odstupanje između prozora i fasade je 1.7 ° C. Kako su detektovane temperature visoke, to ukazuje na lošu izolaciju.

# POGLAVLjE 5

## 5.1 Pouzdanost dijagnoze termalnih gubitaka

Parametri koje je potrebno razmotriti prilikom inspekcije i koji utiču na tačnost merenja i na njihovu interpretaciju su karakteristike termalne kamere, kao što su termalna rezolucija i geometrijska rezolucija vidnog polja. Mali pokreti bespilotne letelice i vizuelne prepreke na koje se nailazi prilikom snimanja, ometaju generisanje kvalitetnih slika. Termalna rezolucija i oštrina termogramske slike zavise od broja senzora za infracrvenu radijaciju.

Spoljni faktori utiču na pristupačnost građevinskih konstrukcija za koje se vrši inspekcija. Objekti iz okruženja mogu ograničiti vidljivost polja u toku skupljanja podataka, kao što su prolaznici ili drveće. Pred toga, zbog različitih prepreka u okruženju, kao i utvrđenih pravila za navigaciju letelice, ograničena je mogućnost navođenja visine i udaljenosti uređaja od objekata. Posebnim algoritmima mogu se planirati i putanje leta bespilotne letelice. Događaji kao što su otvoreni prozori ili vrata utiču na nekorektnu predstavu toplotnih gubitaka. Može se smatrati da su ovakve pojave retke i da bi se predupredile greške u merenjima, potrebno je zvanično obavestiti stanovnike o merenjima.

Na pouzdanost termalne inspekcije utiču i karakteristike strukture i materijali objekta, odnos površina prozora i fasade, grejni sistem i ventilacija. Značajni parametri koji utiču na ishod merenja su emisivnost, rastojanje od kamere do objekta, refleksija, kao i parametri okruženja kao što su temperatura i relativna vlažnost vazduha.

## 5 .2 Uticaj vremenskih faktora na merenja

Termogramska merenja je potrebno izvršiti u hladnom zimskom periodu kada se objekti greju, da bi se ispitalo prodiranje toplotne mase iz toplijeg unutrašnjeg prostora ka hladnijem spoljašnjem prostoru. Jačina vetra utiče na toplotne procese na površini zgrade i može usloviti varijacije pri merenjima temperatura površine objekta. Uticaj sunčevog zračenja može dovesti do promena u površinskim temperaturama, čak i duže vreme nakon izloženosti zračenju. Pouzdaniji rezultati se stoga dobijaju ukoliko se infracrvena merenja vrše u ranim jutarnjim časovima. Jedan od važnih aspekata u ispitivanju stanja građevine je organizovanje snimanja pre podne jer sunčeva svetlost još uvek ne zagreva intenzivno zgrade i omogućuje dovoljno svetlosti za snimanje objekta kao i bezbednu navigaciju uređaja. Pojava kiše ima negativan uticaj na merenja, jer

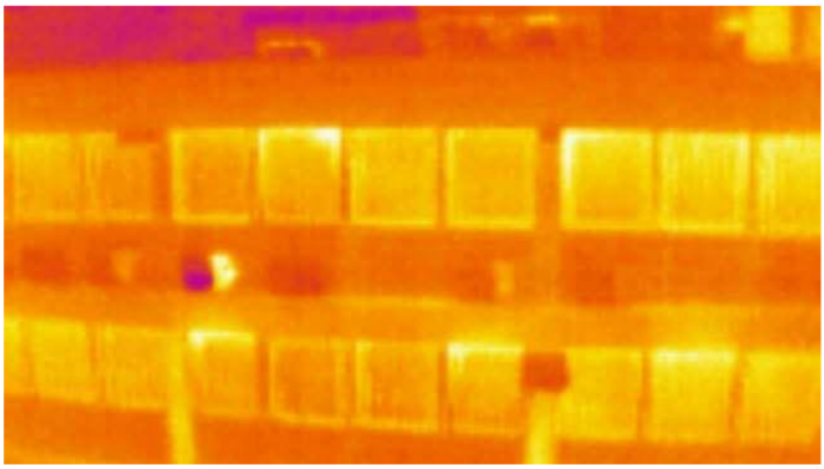
prouzrokuje hlađenje površina materijala. Pored toga, prisustvo vodene pare u atmosferi dovodi do slabljenja signala koji stiže do mernog uređaja i zbog toga se parametar vlažnosti vazduha razmatra proračunom transmisivnosti atmosfere.

### 5 .3 Uticaj materijala zgrade na merenja

Veliki izazov u termografskoj evaluaciji zgrade predstavljaju brojne vrste materijala i arhitektura zgrada. Različiti materijali se koriste u konstrukciji fasada zgrada, kao što su metali čelik i aluminijum kao i staklo, koje je često u upotrebi za izgradnju poslovnih objekata. Izmerene temperature zgrada zavise od specifičnih karakteristika materijala od kojih je zgrada napravljena. Eksperimentima koji su obavljeni terenskim infracrvenim uređajem dobijene su termalne slike koje pokazuju odlike različitih materijala fasada i ispoljavanje termalnih procesa u skladu sa materijalima.

Materijali od kojih je zgrada sagrađena odlikuju se različitom emisivnošću, koja se na mernom instrumentu može adaptirati. Emisivnost predstavlja fizičku karakteristiku materijala koja opisuje koliko efektivno materijal može da prenosi energiju u vidu termalne radijacije. Koeficijent emisivnosti se određuje kao odnos radijativne energije sa površine objekta i energije oslobođene sa teorijskog crnog tela na istoj temperaturi i talasnoj dužini i kreće se u opsegu od 0 do 1. Prilikom merenja terenskom termografijom, potrebno je podesiti emisivnost, u skladu sa materijalom ispitivanog objekta. Različita podešavanja termalne emisivnosti proizvode drugačije termalne slike objekata za iste vremenske uslove.

Ukoliko se snima zgrada koja je spolja od metala, dobijeni infracrveni snimci mogu ukazivati na velike gubitke toplote, iako su uočljive visoke temperature najčešće uzrok prisustva refleksije. Preporučuju su ponovljena merenja za ovakve objekte, jer se zahtevaju kompleksnije procedure u proceni njihove emisivnosti, posebno ako je koeficijent emisivnosti mali. Objekti iz neposrednog okruženja utiču da infracrvena merenja jer prikazuju i termalne procese koji potiču od drugih izvora.



Slika 23 Efekat emisivnosti

Prilikom prikupljanja podataka bespilotnom letelicom, pošto su snimljeni brojni objekti, emisivnost nije mogla biti dinamično adaptirana, kao što je praksa u ustaljenim terenskim merenjima. Ipak, eksperimenti su pokazali da postupak u kojem je pretpostavka da je generalni koeficijent emisivnosti $\varepsilon = 0.95$ nema značajnog uticaja na validnost infracrvenih snimaka, jer je većina ispitivanih objekata izgrađena od cigala i betona koji se karakterišu visokom emisivnošću.

Inspekcija zgrada iste građevine može biti ponovljena, da bi se detektovale promene u izmerenim temperaturama pod različitim uslovima. Pri ponovljenim merenjima, može se dogoditi da su dobijena različita stanja za slične spoljne uslove.

Kako vremenski faktori utiču na termalnu inspekciju zgrada, obavljena su ponovljena merenja za objekte izgrađene od različitih materijala, da bi se utvrdile varijacije uslovljene izmenjenim vremenskim uslovima. Upotrebljen je terenski infracrveni merni uređaj za prikupljanje podataka u različitim vremenskim uslovima i u različito doba dana. Infracrvena merenja su podrazumevala kalibraciju koeficijenta emisivnosti i proračun radijativne, reflektovane i atmosferske energije. Nastojanje u ovoj analizi, bilo je da se identifikuju osetljivi parametri u termografskoj inspekciji, koji utiču na ostvarene prikaze objekata i da se kvantitativno ispita njihovo ispoljavanje na proračune energetske performanse zgrade. Ispitivan je uticaj manjih varijacija spoljnih uslova na ishod merenja. Infracrvene slike su sakupljene pri preporučenim vremenskim uslovima za niže spoljne temperature.

Prilikom kvantitativne analize, određeni parametri se moraju definisati, da bi se osigurala tačnost u toku merenja a to su pored emisivnosti materijala i reflektovane temperature, efektivna temperatura okoline, koeficijent transmisije atmosfere, relativna vlažnost vazduha i rastojanje mernog instrumenta od objekta.

Terenska merenja su zahtevala adaptaciju koeficijenta emisivnosti za različite materijale zgrada koristeći električnu traku i očitane su površinske temperature sa infracrvenog mernog uređaja za korigovane vrednosti emisivnosti. Reflektovana temperatura je proračunata kao prosečna vrednost prikazanih termperatura na komadu savijene aluminijumske folije, kao što je opisano u eksperimentima obavljenim u [40]. Transmisivnost vazduha utiče na smanjenje prenesenog signala kroz atmosferu i zavisi od atmosferske vlažnosti vazduha i od rastojanja između objekta i mernog uređaja. Koeficijent transmisije je utvrđen prema nalazima [62]. Procedura merenja obuhvatala je ne samo podešavanje emisivnosti i merenje reflektovane temperature, već i beleženje vlažnosti vazduha i rastojanja do objekta u momentu merenja. Iz prikupljenih podataka svih merenja, određen je procenat emitovane, reflektovane i atmosferske energije u odnosu na proračunatu totalnu radijativnu energiju. Nastojalo se da se razume kako termalne slike za iste građevinske objekte zavise od različitih spoljnih temperatura i različitih doba dana. Spoljne temperature su se kretale u opsegu od
-1°C do 11°C.

Ponovljena merenja pokazuju da reflektovana energija predstavlja mali udeo u radijativnoj energiji objekta, pre svega zbog visokog koeficijenta emisivnosti koji je uobičajeno $\varepsilon>0.95$ i stoga se refleksija može zanemariti kada se izbegne solarna radijacija. Pokazalo se da se uticaj atmosfere može zanemariti, jer su rezultati eksperimenata dali koeficijent transmisije približno $\tau = 0.99$ za mala rastojanja između mernog uređaja i objekta, čak i u slučaju veće vlažnosti vazduha. Ukoliko se merenja sprovode sa manjih rastojanja, radijativna energija zgrade određena je pre svega površinskim temperaturama i koeficijentom emisivnosti. Naredne tabele predstavljaju dobijene rezultate merenja.

Tabela 8 Izmerena radijativna i reflektovana energija za različite materijale i energija iz atmosfere

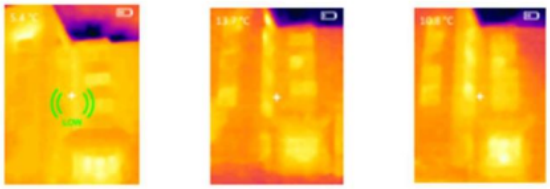
| **31.3.2023, T = 8°C, vlažnost vazduha 76%, vetar 8km/h** | **Metal** | **Mermer** | **Plastika** | **Cigla** | **Blok** |
|---|---|---|---|---|---|
| Emitovana energija [W/⍰²] | 385.4 | 387.5 | 382.7 | 356.1 | 340.7 |
| Reflektovana energija [W/⍰²] | 3.8 | 3.7 | 3.8 | 19 | 46.8 |
| Atmosferska energija [W/⍰²] | 4.4 | 4.4 | 4.4 | 4.4 | 4.4 |
| Totalna radiativna energija [W/⍰²] | 388.95 | 390.9 | 386.3 | 375 | 387.25 |
| Procentualna emitovana energija [%] | 99 | 99 | 99 | 95 | 88 |

Tabela 9 Izmerene vrednosti radijativne, reflektovane energije za fasadu od metala, plastike i cigle i energija iz atmosfere

| **1.4.2023, T = 8°C, vlažnost vazduha 76%, vetar 26km/h** | **metal** | **plastika** | **cigla** |
|---|---|---|---|
| Emitovana energija [W/□²] | 371.7 | 363.9 | 336.1 |
| Reflektovana energija [W/□²] | 3.7 | 3.7 | 24.7 |
| Atmosferska energija [W/□²] | 4.3 | 4.3 | 4.3 |
| Totalna radijativna energija [W/□²] | 375.2 | 367.5 | 360.8 |
| Procentualna emitovana energija [%] | 99 | 99 | 93 |

Pronađene su više temperature za zgrade izgrađene od metala, plastike i cigle bez vidnih razlika u izmerenom signalu i kontrasta u slikama. Prilikom ponovljenih merenja, male varijacije koeficijenta emisivnosti su registrovane za iste građevinske objekte pri različitim spoljnim uslovima. Pokazalo se da je dobijena radijativna energija za iste građevine i pri drugačijim spoljnim uslovima imala približno iste vrednosti. Uticaj refleksije se uočava kod materijala sa manjom emisivnošću.

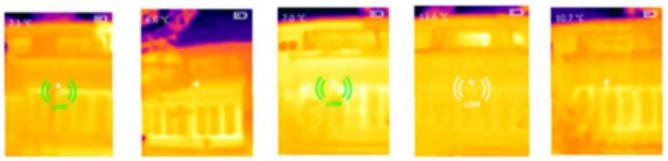
Podešavanje automatizovanih vizuelnih senzora kojima se sakupljaju infracrvene slike u uslovima promenljivih vremenskih uslova je izazov u poređenju sa klasičnim metodama. Radi konzistentnosti rezultata, razvijena je metodologija za poređenje skupa primeraka infracrvenih slika za iste objekte pri varijaciji spoljnih uslova, kao što su temperatura, vlažnost vazduha i sunčevo zračenje.



4.3.2023 | 31.3.2023 | 1.4.2023

7 :15, 2 ° C | 8 :30, 11 ° C | 7 :00, 8 ° C

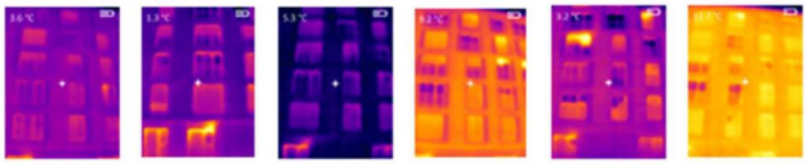
Фасада од цигле



4.3.2023 | 6.3.2023 | 28.3.2023 | 31.3.2023 | 1.4.2023

7 :15, 2 ° C | 20 :00, 10 ° C | 9 :30, 3 ° C | 8 :30, 11 ° C | 7 :00, 8 ° C

Фасада од пластике



28.2.2023 | 4.3.2023 | 5.3.2023 | 6.3.2023 | 28.3.2023 | 31.3.2023

9 :00, -1 ° C | 7 :15, 2 ° C | 8 :00, 2 ° C | 20 :00, 10 ° C | 9 :30, 3 ° C | 8 :30, 11 ° C

Блок фасада

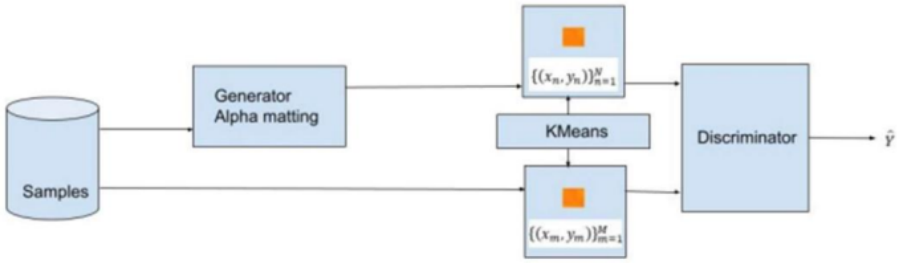
Slika 24 Ponovljena termalna merenja za zgrade od različitih materijala

Na osnovu prikazanih tabela može se zaključiti da su za fasadu od cigle i plastike izmerene temperature pri različitim vremenskim uslovima bile više, što odražava specifične karakteristike ovih materijala. Na prikazanoj slici niz snimaka za treću zgradu pokazuje različite infracrvene slike i bolji kontrast je ostvaren za niže spoljne temperature. Sa promenom spoljnih uslova, emisivnost ove zgrade je varirala u opsegu od 0.78 do 0.88, što predstavlja veći skok u odnosu na ostale objekte gde je odstupanje emisivnosti bilo približno $\Delta \varepsilon \approx 0.02$.

Princip validacije termalnih snimaka zasnovan je na logici GAN mreže, kao što je predstavljeno u objavljenom artiklu časopisa *Eng,* 2023. Izdvojena je slika sa jakim kontrastom, za koju se pretpostavlja da je korektna i generisana je nova slika preklapanjem referentne slike sa naizmeničnim slikama iz sakupljenih primeraka, a zatim je generisana slika upoređena sa narednom slikom iz skupa. Primenjena metoda koristi GAN strukturu, koja uključuje diskriminator, koji poredi slike i donosi odluke o njihovoj sličnosti. Izrazite temperaturne promene razdvojene su termalnim ivicama i konture regiona sa protivrečnim toplotnim gubicima mogu se izdvojiti korišćenjem K- Means algoritma. Na taj način se pikseli infracrvene slike klasifikuju kao hladne i tople zone i segmentuju se termalni regioni.

Pomoću KMeans algoritma grupisani su pikseli, čije su RGB vrednosti najbliže pronađenim centroidima i obojeni su bojama koje odgovaraju centroidima, što omogućuje efektno izdvajanje termalnih karakteristika objekta. To omogućuje utvrđivanje regiona sa većim toplotnim gubicima i ove oblasti su sačuvane u vidu niza koordinata koje odgovaraju detektovanim svetlim bojama. Diskriminator mreže poredi sačuvane nizove koordinata i daje predikciju da li su ulazne slike slične, tj. da li su oblasti sa izrazitim gubicima na sličnim pozicijama na snimcima. Uzimajuću u obzir uzorke infracrvenih slika građevinskih objekata, detektovane oblasti sa većim temperaturama su upotrebljene u procesu treninga disktiminatora, da bi se obezbedila predikcija.

Diskriminator mreže predviđa tačnost ulaznih slika poredeći označene regione sa značajnijim toplotnim gubicima na preklopljenoj slici i narednoj slici iz skupa primeraka. Naredna slika pokazuje mehanizam adaptirane GAN mreže.




Slika 25 Šematski prikaz GAN za poređenje termalnih slika [124]

Pojedini materijali pokazuju veće skokove u izmerenim temperaturama za neznatno drugačije vremenske uslove i zbog toga može biti kompleksno doneti odluke o kritičnim oblastima na građevinskom objektu u smislu energetske efikasnosti. Pomoću GAN mreže poboljšava se kontrast infracrvenih slika što olakšava izdvajanje regiona sa većim temperaturama. Nakon obrade ulaznih slika KMeans metodom, binarne vrednosti koje predstavljaju pozicije oblasti toplotnih gubitaka su upoređene u mreži diskriminatora.

Princip mreže za pronalaženje odgovarajućih infracrvenih slika zasniva se na podudaranju snimka određenog objekta i odabranog referentnog stanja i procesiranjem prostornih parametara kombinovane i stvarne slike. Funkcija diskriminatora koji na izlazu daje procentualnu vrednost podudaranja argumenata, može se predstaviti narednom formulom:

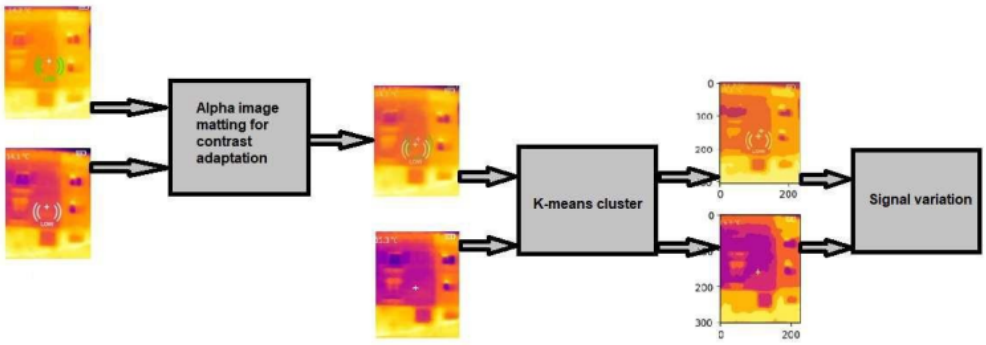
$$\max_{i\in[1,N]} \square_{curr} \cdot \square_{acc} - \square_{prev} = \Delta\square_{max} \tag{17}$$

gde N predstavlja ukupan broj uzoraka za istu građevinu.

Na ovaj način je omogućeno da se proceni verovatnoća ispravnosti termalnih uzoraka za ispitivane građevinske objekte na osnovu različitih mernih podataka. Kako bi se postigla preciznija dijagnoza kvaliteta izolacije za različite infracrvene slike, selektuju se slike sa većom vrednošću predikcije na izlazu.

Generisana slika u ovom slučaju predstavlja kobinovanu sliku iz skupa sa izdvojenom referentnom slikom i ova operacija je poznata kao Alpha matting [33], gde $\alpha = 0.5$ označava podjednaki udeo obe ulazne slike $\square^1$ i $\square''$.

$$\square_{cmb} = 0.5 * \square^1 + 0.5 * \square'' \tag{18}$$

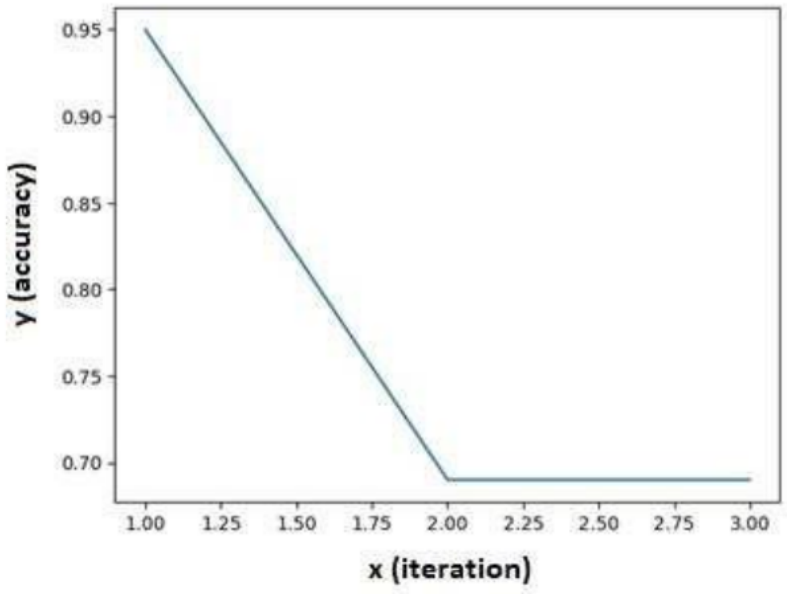



Slika 26 Operacija preklapanja i klasterizovanja infracrvenih slika objekata

Na ulazu diskriminatora su dvodimenzionalni nizovi koji odgovaraju koordinatama piksela u regionima zahvaćenim termalnim gubicima, a očekivana vrednost predstavlja predikciju tačnosti infracrvene slike. Ulazni niz ima formu $X= \{(\square_j, \square_j)\}_{j=1}^{n}$, gde je n broj piksela sa regionima registrovanim sa višim temperaturama. Predikcija verovatnoće na izlazu je u opsegu od 0 do 1.

Određivanjem nivoa svetlosti i selekcijom specifičnih boja palete koje odgovaraju višim temperaturama, proračunate su euklidijske distance da bi se izdvojio klaster visokih temperatura. Da bi se mogle podudariti oznake regiona koji predstavljaju termalne gubitke, uključena je funkcija entropy cost u diskriminatoru. Prvi sloj mreže diskriminatora sadrži 32 ulaza sa aktivacionom funkcijom relu i he uniform inicijalizator kernela. Drugi sloj mreže sastoji se od 16 ulaza sa aktivacionom funkcijom relu i he uniform inicijalizatorom kernela. Treći sloj je dense sa jednom ulaznom vrednošću i aktivaciom sigmoid. Model je kompajliran koristeći binary cross entropy i optimizaciju Adam.

Naredni grafik predstavlja primer predviđenih vrednosti podudaranja niza infracrvenih slika. Uočava se da je dobijena verovatnoća u opsegu od 0.7 do 0.95.




Slika 27 Verovatnoća podudaranja uzoraka [124]

Ukoliko je emisivnost mala, izmerene temperature variraju i prouzrokuju razlike u radijativnoj energiji. Pri veoma niskim temperaturama, izmerene površinske temperature su niže rezultujući u boljem kontrastu između elemenata i omogućujući da se lakše izdvoje prema protoku toplote. Pri porastu temperatura detektuju se više temperature i teže je izdvojiti elemente prema toplotnim gubicima, jer se slične vrednosti detektuju za čitav objekat i pored razlika u unutrašnjoj i spoljašnjoj temperaturi. Više temperature su izmerene ukoliko su infracrvene slike urađene uveče.

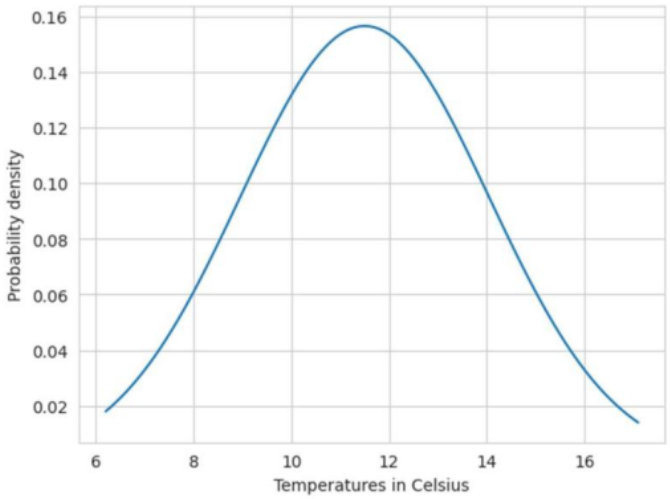
Izmerene temperature za različite građevinske objekte obrađene su statistički da bi se utvrdila srednja vrednost izmerene temperature i empirijska standardna devijacija. Ovi rezultati su pomogli u poređenju procena površinskih temperatura objekata koje se dobijaju razvijenim algoritmom i potvrđuju korektnost predviđenih temperatura iz rezultata israživanja. Srednja vrednost temperature iz svih registrovanih temperatura zgrade je:

$$\square_m = \frac{\sum_{i=1}^{n} T_i}{n} \approx 11.5\ °C \tag{19}$$

gde n predstavlja broj merenja a $T_i$ je izmerena temperatura za jedan objekat. Varijansa temperature dobijena je kao odstupanje od srednje vrednosti. Empirijska standardna varijacija proračunata je kao kvadratno odstupanje, čime se uzimaju u obzir veća odstupanja:

$$\sigma = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{n} (T_i - T_m)^2}{n}} \approx 2.55\ °C \tag{20}$$

Empirijska standardna devijacija uključena je u proračune predstavljenog modela za klasifikaciju zgrada, čime se uračunala greška registrovanih temperatura. Naredna slika prikazuje krivu normalne raspodele na osnovu izmerene temperature objekata.




Slika 28 Gausova distribucija temperature

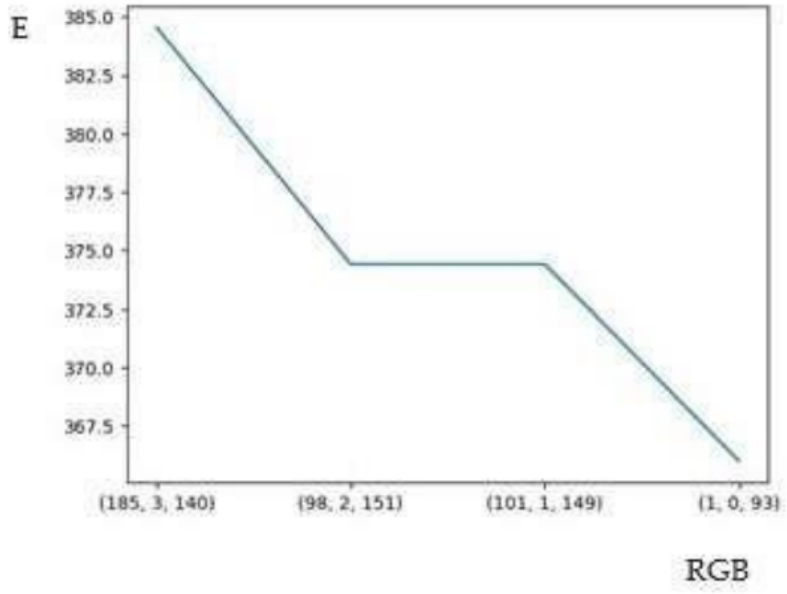
### 5.4 Uticaj spoljnih faktora na merenje

Na predstavu termalnih procesa jednog objekta utiču pozicija mernog instrumenta i njegovo rastojanje od objekta. Preporučuje se da se termalna merenja obavljaju sa manjeg rastojanja. Usled dinamičkog pomeranja instrumenta, distanca nije u svakom momentu predvidljiva.

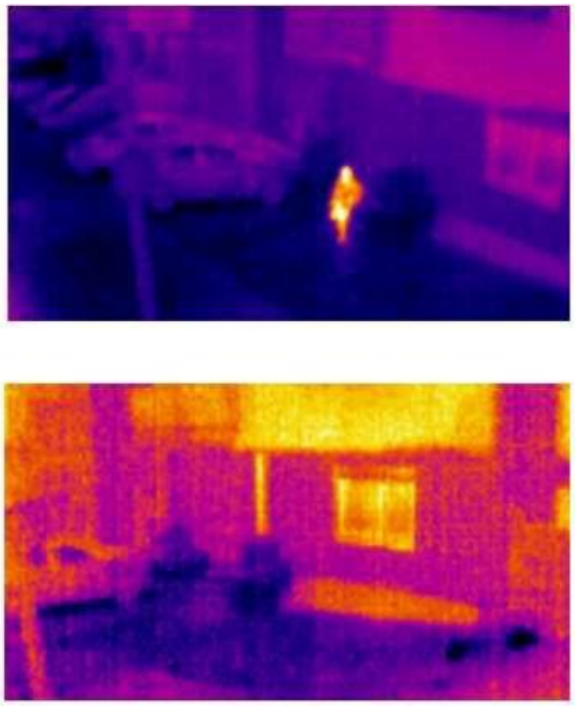
Na pojedinačnim frejmovima je uočljivo, da na dobijene temperaturne karakteristike zgrade utiče i boja fasade, kao i sunčeva svetlost.

U toku prikupljanja podataka ovom metodom, ne mogu se kontrolisati događaji iz okoline, kao što su zatvorene roletne na prozorima koje utiču na znatno niže izmerene temperature, ili otvoreni prozori koji bi pogrešno ukazivali na značajno visoke toplotne gubitke, kao i pešaci u okolini i drugi objekti koji se nalaze u prvom planu. Naredni frejmovi prikazuju razlike u izmerenim temperaturama za isti objekat za različite uglove snimanja, i jednu osobu u blizini objekta.

Naredni grafik predstavlja primer pada procenjene radijativne energije na osnovu dobijenih temperatura u skladu sa prikazanim bojama na infracrvenim slikama, posmatrajući sekvencijalne frejmove sa istom zgradom koji su snimljeni pod blago različitim uglovima.




Slika 29 Varijacija radijativne energije za sukcesivne snimke objekta [145]



Slika 30 Efekat ugla snimanja

Drugi različiti faktori kao što su veliki balkoni, koji mogu biti napravljeni, od različitih materijala mogu zakloniti površine zgrade od interesa u toku inspekcije i uticati na efektivnost merenja. U toku ispitivanja mogu se izdvojiti vredne informacije i u zavisnosti od frekvencije odabiranja video signala, može se ostvariti veliki broj termalnih slika. Međutim, nisu sve slike povoljne za analizu zbog ugla i prekrivanja oblasti objekta. Zbog toga je značajno algoritamski selektovati najpovoljnije termalne slike za klasifikaciju. Kako bi se programski i automatski dobila detaljna analiza stanja objekata koristeći ovu metodu, potrebno je da se snimanje vrši što je moguće bliže objektu izbegavajući okolne zgrade.

# POGLAVLjE 6

## 6.1 Poređenje sa drugim tehnikama

Vizuelni podaci koji se dobijaju inspekcijom zgrada bespilotnom letelicom daju saznanja o aktuelnom stanju zgrade i predstavljaju izvor informacija za prepoznavanje neadekvatne izolacije zgrada. Ukoliko je dijagnostikovana neodgovarajuća izolacija, detaljniji eksperimenti kao što je ponavljanje merenja, mogu potkrepiti nalaze dobijene procenama algoritma.

Radi poređenja urađeni su dodatni eksperimenti koristeći mehanizme koji su primenjeni u skorijoj literaturi: Laplacian of Gaussian blob detektor, Random Forest, KMeans i segmentacija regiona od interesa (ROI). Laplacian of Gaussian metodom lokalizuju se tačke koje predstavljaju minimume, odnosno najhladnije regione na infracrvenoj slici. U poređenju sa ostalim algoritmima, ovaj metod je bio najsporiji i lokalizacija hladnijih područja ne omogućuju dovoljno preciznu analizu termalne efikasnosti objekata i karakterizaciju tipa toplotnih gubitaka. Klasifikacija pomoću Random Forest metoda omogućila je precizno izdvajanje karakterističnih boja infracrvenih slika i njihovo procentualno proračunavanje i zbog toga je ona pogodna za utvrđivanje površina koje su zahvaćene toplotnim gubicima. KMeans grupisanje je brz način za segmentiranje regiona u slikama zahvaćenim jačim gubicima toplote i često se primenjuje u analizi termalnih slika. Regioni od interesa (ROI) se mogu izdvojiti primenom filtara koji izdvajaju svetlije i tamnije oblasti na infracrvenoj slici ili izdvajanjem celokupnih oblasti na osnovu nijansi. Zajedničko za navedene metode je da ne omogućuju donošenje zaključaka o stanju izolacije zgrade, već isključivo ističu oblasti sa višim i nižim temperaturama. Stoga u poređenju sa pomenutim pristupima nova razvijena metoda daje sveobuhvatnu termalnu analizu zgrade.

## 6.2 Budući trendovi

U zavisnosti od grejanja zgrada, unutrašnja temperatura koja zavisi od podešavanja grejnog sistema, može biti viša ili niža, pa se u skladu sa tim dobijaju drugačiji prikazi termalnih karakteristika objekata. Tačnost rezultata spoljnjih merenja, može biti potkrepljena praćenjem temperatura na različitim nivoima zgrada pomoću senzora kojima se detektuje temperatura i vlažnost vazduha u jedinici vremena i u određenom prostoru. Podaci sa senzora se mogu sakupiti u centralnom uređaju, odakle se mogu poslati odgovarajućim servisima. Prostorije sa sniženom temperaturom i sa povišenom vlažnošću vazduha se na taj način brzo mogu uočiti, radi potkrepljenja spoljašnje dijagnoza stanja izolacije zgrade. Upotrebom mernih uređaja i pametnih senzora, instaliranih u zgradama, mogu se

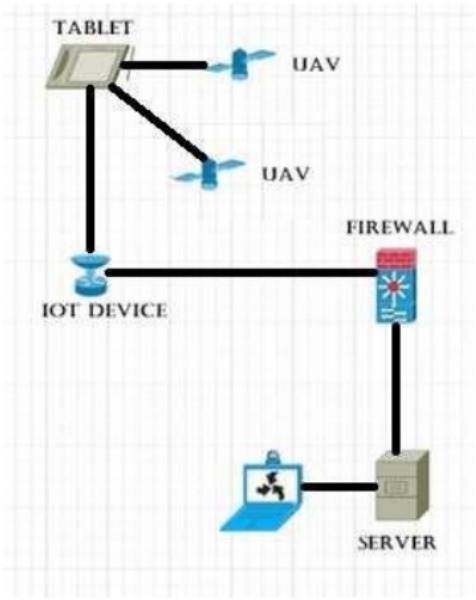
sakupiti velike količine podataka, koji mogu pomoći u detekciji i razumevanju uzoraka anomalija.

Ova metoda prikupljanja podataka i njihove analize je nedestruktivna, pa se merenja mogu ponoviti kako bi se pronašli nedostaci. Optimalni sistem za nadgledanje ispravnosti zgrada, može obezbediti obradu podataka i izveštaje o ispravnosti u realnom vremenu. Ovakav koncept zahteva dodatne uređaje koji mogu obezbediti komunikaciju većeg broja bespilotnih letelica sa servisima. Moderni standardi koji se odnose na kvalitet života zahtevaju poboljšanja u naprednom korišćenju resursa i u smanjenju negativnih efekata na okolinu, što je dovelo do inovacija u području informacionih i komunikacionih tehnologija. Napredan način za monitoring sajtova uključuje IoT (Internet of Things) platforme i tehnike kompjuterske vizije, čime se brže mogu obraditi termalne slike. Za ovakav sistem potrebno je obezbediti mrežnu povezanost, uključujući sigurnosne mere, kako bi se podaci mogli dostaviti do zahtevanih servisa da bi se obradili. Sigurnosni protokoli se mogu integrisati u novije arhitekture mobilnih sistema radi efikasnog prenosa prikupljenih podataka.

Koncept IoT predstavlja komunikaciju između uređaja i odnosi se na bespilotne letelice sa baznom stanicom. IoT tehnologije omogućuju povezanost bespilotne letelice pomoću bežične ili mobilne mreže, čime se video zapisi prenose do servisa na kojima se algoritamski obrađuju podaci. Veštačka inteligencija ima sposobnost da isfiltrira značajne informacije iz prikupljenih podataka dobijenih dronom i ovakvom automatizacijom može se obezbediti analiza zapisa inspekcije zgrada u realnom vremenu kao i nadgledanje čitavog procesa klasifikacije građevinskih objekata i njenih segmenata.

Strategije IoT će se u budućnosti koristiti za nadgledanje izgradnje i stanja građevinskih objekata. Upotreba bespilotnih letelica u građevinskoj industriji je ekonomično rešenje zbog fleksibilnosti manevara čak i na opasnijim lokacijama. Metode mašinskog učenja mogu automatski identifikovati oštećenja, čime se značajno ubrzava proces obrade obimne količine podataka, naizmeničnim ekspreimentalnim iteracijama, koristeći višestruke setove podataka.

Moderne tehnologije obezbeđuju povezanost sa različitim servisima, sprovođenje obrade podataka, sjedinjenje podataka različitih izvora i analizu velike količine podataka putem veštačke inteligencije. Takođe, obezbeđena je optimizacija platformi zbog procesorske moći IoT uređaja. Uvođenjem sistema za nadgledanje energetske efikasnosti i strategija modeliranja, unapređuje se donošenje odluka sa ciljem da se smanji potrošnja energije i da se postigne održiva energetska efikasnost.




Slika 31 Šematska predstava za IoT komunikaciju

Pomoću inteligentnog upravljanja energetskim sistemima koristeći veštačku inteligenciju, infrastruktura može automatski reagovati na gubitke i mogu se prepoznati odstupanja od normalnog stanja [17]. Usled ubrzanog razvoja senzorskih tehnologija, omogućeno je kontinuirano praćenje unutrašnjeg prostora. Vizuelne i termalne slike mogu pratiti lica prisutnih u prostoru i prepoznati da li su osobe zadovoljne temperaturom i pomoću senzora se mogu adaptirati sistemi za termoregulaciju [85].

# ZAKLjUČAK

Obezbeđivanje termalne efikasnosti zgrada je jedan od najvažnih preduslova za očuvanje energije. Ova disertacija je predstavila sistematičnu metodologiju za efikasnu analizu zgrada zasnovanu na veštačkoj inteligenciji, koja za uštedu energije i zdravije okruženje ima veliki potencijal praktične primene. Razmotrena je mogućnost detekcije nedovoljne izolacije koristeći tehnologiju infracrvenih merenja za veliki broj različitih tipova građevinskih objekata radi poboljšanja strukture izolacije. Efikasno udaljeno prikupljanje podataka ostvareno je pomoću bespilotne letelice opremljene optičkom i infracrvenom kamerom.

Poslednjih godina sa razvojem naprednih metoda zasnovanih na obučavanju neuralnih mreža, omogućena je brza obrada termalnih slika, kako bi se detektovale oblasti za koje se može unaprediti izolacija. Metod za dijagnozu stanja izolacije građevinskih objekata vizuelno izdvaja komponente objekta koristeći algoritme za detekciju objekata na vizuelnim snimcima i segmentaciju termalnih slika. Efikasnim metodama kompjuterske vizije omogućena je detaljna analiza elemenata i donošenje zaključaka o termalnom ponašanju zgrade.

Predstavljenim metodom se sa velikom efikasnošću može obraditi veliki broj vizuelnih podataka za različite poslovne i stambene objekte, što bi koristeći uobičajene metode bilo vremenski i finansijski zahtevno. Dodatno ubrzavanje procesa inspekcije postignuto je upotrebom bespilotne letelice koja može snimiti čitava naselja i sakupiti vredne podatke za globalnu inspekciju građevinskih objekata u lokalnim oblastima. Bespilotnom letelicom se mogu snimiti i teško pristupačna područja, a posebno je pogodna za inspekciju visokih zgrada, jer su omogućena infracrvena merenja i vizuelna analiza iz svih perspektiva. Znatno olakašanje termalne analize i ukupne energetske efikasnosti građevinskih objekata postignuto je i time što su na snimcima bespilotnom letelicom objekti u celosti vidljivi, što klasične terenske metode često ne omogućuju.

Iako su eksperimenti sa bespilotnom letelicom i upotreba veštačke inteligencije u obradi sakupljenih podataka veoma aktuelan predmet istraživanja u mnogim zemljama sveta, ipak veći deo literature pominje njihovu uopštenu primenu i konkretne aplikacije su ograničene na generisanje termalnih trodimenzionalnih modela zgrada mapiranjem tačaka iz vizuelnih i termalnih podataka, istraživanja unutrašnjosti prostora i na detekciju oštećenja na spoljašnjosti objekata metodama nadgledanog učenja.

Predstavljena metodologija omogućuje detaljnu analizu komponenata građevinskih objekata na osnovu proračunatih temperatura i njihovog odnosa i sveukupnu evaluaciju termalnih karakteristika. Koristeći model RetinaNet zasnovan na ResNet strukturi za detekciju objekata treniranjem mreže metodom

nadgledanog učenja izdvojeni su elementi građevine da bi se razmotrile njihove pojedinačne temperature i temperaturna odstupanja elemenata. U tu svrhu kreirani set podataka je programskim putem označen klasama predmeta za treniranje neuralne mreže kako bi se omogućila predikcija kategorija komponenata. Detekcija objekata je omogućila da se locirani objekti dalje ispitaju, jer su identifikovane njihove koordinate. Povoljnost bespilotne letelice sa dve kamere koje snimaju paralelno iz istog ugla je iskorišćena putem dobijene informacije o objektima iz vizuelnog frejma.

Metoda dubokog učenja za izdvajanje scene je primenjena za izdvajanje celina u okviru snimaka sa bespilotne letelice kako bi se razmotrile isključivo oblasti koje sadrže važnu informaciju za ketegorizaciju termalnih karakteristika. Primenom GAN za upoređivanje varijacija temperaturnog merenja, obuhvaćeno je razmatranje osetljivosti termalnih slika na vremenske uslove, kao što su sunčana radijacija, oblačnost i vlažnost vazduha, da bi se unapredila pouzdanost merenja.

Razvijeni originalni pristup za kompletnu analizu termalnog ponašanja građevinskih objekata putem veštačke inteligencije daje detaljne podatke o prirodi toplotnih gubitaka i jasnu procenu stanja izolacije i stoga je od velike prednosti u odnosu na ostale mehanizme, kojima se pre svega lokalizuju regioni sa višim temperaturama i anlomalijama. Primenom algoritama kompjuterske vizije na obrađene slike utvrđeno je da li je veći procenat zahvaćenosti objekta toplotnim gubicima. Dijagnoza funkcionalnosti zgrada sa stanovišta energetske otpornosti unapređena je automatskom obradom vizuelnih i termalnih slika koristeći algoritme dubokog učenja sa nadgledanjem. Skalabinost predstavljenog rešenja i automatizacija putem veštačke inteligencije je od velike prednosti.

Pomoću savremenih algoritama veštačke inteligencije za obradu slike i videa omogućena je kategorizacija stanja spoljašnjosti zgrada. Ova u istraživanju primenjena metodologija doprinosi planiranju strategija za dijagnostiku izolacije sa većom tačnošću i stabilnošću i pomaže u razumevanju i preciziranju zahteva za metode rekonstrukcije. Na osnovu termalnih informacija sa snimaka procenjene su površinske temperature pojedinačnih elemenata i realizovano je opsežno utvrđivanje stanja toplotne otpornosti objekata i predviđena je izolaciona sposobnost zgrada. Klasična infracrvena inspekcija zahteva detaljne preglede specijalista i metodom kreiranom u ovom projektu omogućena je efikasna i pouzdana klasifikacija stanja fasada velikog broja objekata u gradskoj oblasti.

Radi održavanja fasada zgrada potrebne su periodične sigurnosne i tehničke kontrole. Pojedinačne anomalije kroz koje može proticati toplotna energija i koje često nisu vidljive, ovim konceptom se mogu blagovremeno i efikasno registrovati. Infracrvenom inspekcijom se mogu smanjiti troškovi preko uvida u zahteve za popravke objekta što pruža mogućnost povoljnijeg grejanja i hlađenja. Termografija obezbeđuje povoljan, efikasan i udaljen pristup i snimanje širokog opsega površina građevinskih objekata. Uz to, koncept se može koristiti za optimizaciju dizajna izolacije zgrada.

Automatizacija izveštaja o energetskim gubicima je preduslov za postizanje ciljeva vezanih za poboljšanje energetske efikasnosti i zdravijeg okruženja. Izvesno je da će u bliskoj budućnosti doći do naglog porasta korišćenja vizuelnih podataka zbog rasprostranjene primene bespilotnih letelica, kao i nadzornih stanica za održavanje građevinskih objekata. Zbog toga se u domenu istraživanja očekuje dalji ubrzani razvoj sistema zasnovanih na veštačkoj inteligenciji, kojima se može efikasno upravljati velikom količinom različitih podataka.

Reference


[1] P. K. S. Rathore, S. K. Shukla, “An experimental evaluation of thermal behavior of the building envelope using macroencapsulated PCM for energy savings”, *Renewable Energy*, vol. 149, pp. 1300-1313, 2020.

[2] G. V. Kaliyannan, R. Rathanasamy, R. Gunasekaran, M. S. Anbupalani, M. Chinnasamy, S. K. Palaniappan, “Doping of Carbon Nanostructures for Energy Application”, *Defect Engineering of Carbon Nanostructures,* pp. 83- 109, 2022.

[3] D. D’Agostino, B. Cuniberti, P. Bertoldi, “Energy consumption and efficiency technology measures in European non-residential buildings”, *Energy and Buildings*, Vol. 153, pp. 72-86, 2017.

[4] K. Chen, *Analysis and Management of UAV-Captured Images towards Automation of Building Façade Inspections*, Doctoral Thesis, Virginia Polytechnic Institute and State University, 2020.

[5] M. De Filippo, S. Asadiabadi, J. S. Kuang, D. K. Mishra, H. Sun, “AI- powered inspections of facades in reinforced concrete buildings”, *HKIE Transactions*, 2020.

[6] Z. Mayer, A. Epperlein, R. Volk, E. Vollmer, F. Shuiltmann, *Comparison of building thermograpy approaches using terrestrial and aerial thermographic images*, IOP Conference Series: Earth and Environmental Science, Berlin, 2022.

[7] T. -Z Xiang, G. -S. Xia, L. Zhang, “Mini-Unmanned Aerial Vehicle-Based Remote Sensing: Techniques, applications and prospects *“*, IEEE Geoscience and *Remote Sensing Magazine*, vol. 7, no. 3, pp. 29-63, 2019.

[8] A. Benz, J. Taraben, P. Debus, B. Habte, L. Oppermann, N. Hallermann, C. Voelker, V. Rodehorst, G. Morgenthal, “Framework for a UAS-based assessment of energy performance of buildings”, *Energy and Buildings,* Vol. 250, 111266, 2021.

[9] A. Israr, G. E. M. Abro, M. S. A. Khan, M. Farhan, S. A. B. M. Zulkifli, “Internet of Things (IoT) Enabled Unmanned Aerial Vehicles for the Inspection of Construction Sites: A Vision and Future Directions”, *Mathematical Problems in Engineering*, Vol 2021, pp. 1 -15, 2021.

[10] C. Daffara, R. Muradore, N. Piccinelli, N. Gaburro, T. de Rubeis, D. Ambrosini, “A Cost-Effective System for Aerial 3D Thermography of Buildings”, *Journal of Imaging*, 6, 76, 2020.

[11] M. Previtali, L. Barazzetti, R. Brumana, F. Roncoroni, “Thermographic analysis from UAV platforms for energy efficiency retrofit applications”, *Journal of Mobile Multimedia 9(1): 66-82,* 2013.

[12] U. Avdan, O. Kaplan, G. Kaplan, “Determination of building materials with IR Thermography in historical buildings”, *International Journal of Engineering and Geosciences*, 2018.

[13] S. Oh, S. Ham, S. Lee, “Drone-Assisted Image Processing Scheme using Frame-Based Location Identification for Crack and Energy Loss Detection in Building Envelopes”, *Energies*, 14(19), 6359, 2021.

[14] I. S. Dias, I. Flores-Colen, A. Silva, “Critical Analysis about Emerging Technologies for Building’s Facade Inspection”, *Buildings*, 11(2), 53, 2021.

[15] I. Garrido, M. Solla, S. Lagüela, M. Rasol, “Review of InfraRed Thermography and Grund-Penetrating Radar Applications for Building Assessment”, *Advances in Civil Engineering,* 2022.

[16] C. R. Linan, M. J. M. Conde, P. R. de Hita, F. P. Galvez, “Application of Non-Destructive Techniques in the Inspection of Wooden Structures of Protected Buildings: The Case of Nuestra Senora de los Dolores Church (Isla Cristina, Huelva) ”, *International Journal of Architectural Heritage*, 2014.

[17] Y. Himeur, K. Ghanem, A. Alsalemi, F. Bensaali, A. Amira, “Artificial intelligence based anomaly detection of energy consumption in buildings: A review, current trends and new perspectives”, *Applied Energy*, 2021.

[18] Z. Fang, W. Wang, *Analysis and optimization of temperature measurement distance on the infrared temperature measurement accuracy of building envelope*, 2nd International Conference on Energy Utilization and Automation (ICEUA), Sanya, 2023.

[19] K. Sharma, “Analysis of Non-destructive Testing for Improved Inspection and Maintenance Strategies”, The e-Journal of Nondestructive Testing, 2023.

[20] Y. Yingying, T. V. Wu, A. Sempey, J. Dumoulin, J.-C. Batsale, “Short time non-destructive evaluation of thermal performances of building walls by studying transient heat transfer”, *Energy and Buildings*, Vol. 184, pp. 141-151, 2018.

[21] A. Ficapal, I. Mutis, “Framework for the Detection, Diagnosis, and Evaluation of Thermal Bridges Using Infrared Thermography and Unmanned Aerial Vehicles”, *Buildings*, 9(8), 179, 2019.

[22] H. Li, G. Feng, Y. Pu, H. Wang, *Case analysis of thermal defect detection of near-zero energy building envelope based on infrared thermography*, 16th ROOMVENT Conference, Xi’an, 2022.

[23] A. Adan, V. Perez, A. Ramon, F. J. Castilla, “Correction of Temperature from Infrared Cameras for More Precise As-Is 3D Thermal Models of Buildings”, *Applied Sciences*, 13(11), 6779, 2023.

[24] A. Al-Habaibeh, A. Sen, J.C. Chilton, “Evaluation Tool For The Thermal Performance of Retrofitted Buildings Using An Integrated Approach of Deep Learning Artificial Neural Networks and Infrared Thermography”, *Energy and Built Environment*, Vol. 2, pp. 345-365, 2020.

[25] Z. Wei, A. Osman, B. Valeske, X. Maldague, “Pulsed Thermography Dataset for Training Deep Learning Models”, *Applied Sciences*, 13(5), 2901, 2023.

[26] K. Stokowiec, S. Sobura, “Hand-held and UAV camera comparison in building thermal inspection process”, *Journal of Physics Conference Series*, 2022.

[27] M. Fox, D. Coley, S. Goodhew, P. de Wilde, “Thermography methodologies for detecting energy related building defects”, *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, Vol 40, pp. 296-310, 2014.

[28] R. Usamentiaga, P. Venegas, J. Guerediaga, L. Vega, J. Molleda, F. G. Bulnes, “Infrared Thermography for Temperature Measurement and Non-Destructive Testing”, *Sensors*, 14, 12305-12348, 2014.

[29] T. – Y. Lin, P. Dollar, R. Girshick, K. He, B. Hariharan, S. Belongie, “Feature Pyramid Networks for Object Detection“, *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition,* pp. 2117-2125, 2017.

[30] T.-Y. Lin, P. Goyal, R. Girshick, K. He, P. Dollar, “Focal Loss for Dense Object Detection“, *IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)*, Venice, 2017.

[31] L. Ali, F. Alnajjar, H. A. Jassmi, M. Gocho, W. Khan, M. A. Serhani, “Performance Evaluation of Deep CNN-Based Crack Detection and Localization Techniques for Concrete Structures”, *Sensors,* 21(5), 2021.

[32] M. D. Filippo, S. Asadiabadi, J. S. Kuang, D. K. Mishra, H. Sun, “AI-powered inspections of facades in reinforced concrete buildings”, *HKIE Transactions*, 2023.

[33] R. Szeliski, “*Computer Vision: Algorithms and Applications”,* Springer Nature: Berlin/ Heidelberg, Germany, 2010.

[34] A. Geron, “*Hands-on Machine Learning with Scikit-Learn, Keras & TensorFlow”,* O’Reilly, Second Edition, 2019.

[35] J. Krohn, G. Beyleveld, A. Bassens, “*Deep learning illustriert”,* dpunkt.verlag GmbH, 2020.

[36] S. Harbuck, D. Harbuck, “*Residential Energy Auditing and Improvement”,* The Fairmont Press: Lilburn, GA, USA, 2014.

[37] J. A. Duffie, W. A. Beckman, N. Blair, “*Solar Engineering of Thermal Processes, Photovoltaics and Wind”,* 5th ed., John Wiley & Sons: Hoboken, NJ, USA, 2020.

[38] R. Jain, R. Kasturi, B. G. Schunsk, “*Machine Vision Book”,* McGraw-Hill, 1995.

[39] M. Leggiero, B. Andrew, R. Elliott, J. Indergaard, J.B. Sharma, T. Vogel, “Radiative heat loss estimation of building envelopes based on 3D thermographic models utilizing small unmanned aerial systems”, *Energy Buildings*, 2021., 244, 110957.

[40] P. A. Fokaides, S. A. Kalogirou, “Application of infrared thermography for the determination of the overall heat transfer coefficient (U-Value) in building envelopes”, *Applied Energy*, 2011.

[41] A. Mayer, A. W. Stolosa, T. Sasin, J. Krawczyk, “Infrared building inspection with unmanned aerial vehicles”, *Transactions of the Institute of Aviation*, 2015.

[42] D. Liu, X. Xia, J. Chen, S. Li, “Integrating Building Information Model Augmented Reality for Drone-Based Building Inspection”, *Journal of Computing in Civil Engineering*, 2021.

[43] Z. Mayer, J. Kahn, Y. Hou, M. Götz, R. Volk, F. Schultmann, “Deep learning approaches to building rooftop thermal bridge detection from aerial images”, *Elsevier*, 2023.

[44] Y. Himeur, M. A. Elnour, F. Fadli, N. Meskin, I. Petri, Y. Rezgui, F. Bensaali, A. Amira, “AI-big data analytics for building automation and management systems: a survey, actual challenges and future perspectives”, *Artificial Intelligence Review*, 2022.

[45] I. Paduano, A. Mileto, E. Lofrano, “A Perspective on AI-Based Image Analysis and Utilization Technologies in Building Engineering: Recent Developments and New Directions”, Buildings, 2023.

[46] A. G. Entrop, A. Vasenev, “Infrared drones in the construction industry: designing a protocol for building thermography procedures”, *Energy Procedia*, 2017.

[47] H. Zheng, X. Zhong, J. Yan, L. Zhao, “A Thermal Performance Detection Method for Building Envelope Based on 3D Model Generated by UAV Thermal Emagery”, Energies, 2020.

[48] M. Previtali, L. Barazzeti, R. Brumana, F. Roncoroni, “Thermographic analysis from UAV platforms for energy efficiency retrofit applications”, *Journal of Mobile Multimedia*, 2013.

[49] T. X. B. Nguyen, K. Rosser, J. Chahl, “A Review of Modern Thermal Imaging Sensor Techlology and Applications for Autonomous Aerial Navigation”, *Journal of Imaging*, 2021.

[50] S. Jordan, J. Moore, S. Hovet, J. Box, K. Kirsche, J. Perry, D. Lewis, Z. Tse, “State of the Art Technologies for UAV Inspections”, *IET Radar, Sonar & Navigations*, 2017.

[51] V. Pablo, E. Ivorra, M. O. Perez, I. S. de Ocariz, “Towards the Automation of Infrared Thermography Inspections for Industrial Maintenance Applications”, *Sensors*, 2022.

[52] A. Preda, I. C. Scurtu, “Thermal image building inspection for heat loss diagnosis”, *Journal of Physics Conference Series*, 2019.

[53] C Eschmann, C.-M. Kuo, C. H. Kuo, C. Boller, “Unmanned Aircraft Systems for Remote Building Inspection and Monitoring”, *6th European Workshop on Structural Health Monitoring*, 2012.

[54] J.-C. Candore, J. I. Bodnar, A. Szeflinski, L.t Ibos, S. Datcu, Y. Candau, S. Mattei, J.-C. Frichet, “Helps with the thermal diagnosis of the building: Detection of

defects of insulation by stimulated infra-red thermography", QIRT, Krakow, Poland, 2008.

[55] C. Wang, *Non-Invasive 3D Thermal Modeling for Buildings, International Conference on Sustainable Design and Construction*, Fort Wort, USA, 2012.

[56] R. Plesu, G. Teodoriu, G. Taranu, "Infrared Thermography Applications for Building Investigation", *The Bulleting of the Polytechnic Institute of Jassy, Construction. Architecture Section*, 2012., 58, 157 - 168

[57] B. Barahona, R. Buck, O. Okaya, P. Schuetz, "Detection of thermal anomalies on building facades using infrared thermography and supervised learning", *Journal of Physics Conference Series*, 2021.

[58] F. Asdrubali, G. Baldinelli, F. Bianchi, A. L. Pisello, "Infrared Thermography Assessment of Thermal Bridges in Building Envelope:Experimental Validation in a Test Room Setup", *Sustainability*, 2014.

[59] J. R. Martinez-de Dios, A. Ollero, *Automatic Detection of Windows Thermal Heat Losses in Buildings Using UAVs*, World Automation Congress, Budapest, Hungary, 2006.

[60] E. Barreira, R. M. S. F. Almeda, M. L. Simoes, "Emissivity of Building Materials for Infrared Measurements", *Sensors*, 21, 196, 12021.

[61] D. Sadhukhan, S. Peri, N. Sugunaraj, A. Biswas, D. F. Selvaraj, K. Koiner, A. Rosener, M. Dunlevy, N. Goveas, D. Flynn, P. Ranganathan, "Estimating Surface temperature from thermal imagery of buildings for accurate thermal transmittance (U-value): A machine learning perspective", *Journal of Building Engineering, Elsevier,* 2020.

[62] W. Minkina, D. Klecha, "Atmospheric transmission coefficient modelling in the infrared for thermovision measurements", *Journal of Sensors and Sensor Systems*, 2016.

[63] A. Weglarz, "Using Artificial Intelligence in energy efficient construction", *E3S Web Conferences*, 2018.

[64] Q. Fang, B. D. Nguyen, C. I. Castanedo, Y. Duan, X. Maldague, "Automatic defect detection in infrared thermography by deep learning algorithm", *Defense and Commercial Sensing*, 2020.

[65] G. K. Balakrishnan, C. T. Yaw, S. P. Koh, T. Abedin, "A Review of Infrared Thermography for Condition-Based Monitoring in Electrical Energy: Applications and Recommendations", *Energies*, 2022.

[66] G. K. Balakrishnan, C. T. Yaw, S. P. Koh, T. Abedin, "A Review of Infrared Thermography for Condition-Based Monitoring in electrical Energy: Applications and Recommendations", *Energies*, 2022.

[67] H. Rezatofighi, N. Tsoi, J. Y. Gwak, A. Sadeghian, I. Reid, S. Savarese, *Generalized Intersecion over Union: A Metric and A Loss for Building Box*

*Regression*, IEEE/CVF Conference on computer Vision and Pattern Recognition, 2019.

[68] M. Tanasković, L. Fagiano, R. Smith, P. J. Goulart, M. Morari, *Adaptive model predictive control for constrained linear systems*, Control Conference, 2013.

[69] M. S. Stanković, M. Beko, S. S. Stanković, "Distributed Value Function Approximation for Collaborative Multi-Agent Reinforcement Learning", *IEEE Transactions on control of Network Systems*, 22, 2562, 2021.

[70] Y. Arjoune, S. Peri, N. Sugunaraj, A. Biswas, "An Instence Segmentation and Clustering Model for Energy Audit Assessments in Built Environments: A Multi-Stage Approach", *Sensors*, 2021.

[71] M. Tanasković, D. Sturzenegger, R. Smith, M. Morari, "Robust Adaptive Model Predictive Building Climate Control", IFAC, 2017.

[72] A. Maxwell, T. A Warner, L. A. Guillen, "Accuracy Assessment in Convolutional Neural Network-Based Deep Learning Remote Sensing Studies Part 1: Literature Review", *Remote Sensing*, 2021.

[73] Window detection in street scenes, https://www.kaggle.com/datasets/rude009/window-detection-in-street-scenes

[74] J. Gomez, A. Tascon, "A protocol for using unmanned aerial vehicles to inspect agro-industrial buildings", *Informes de la Construccion*, 2021.

[75] M. Videras, S. G. Melgar, A. S. Cordero, J. M. A. Marquez, "A Critical Review of Unmanned Aerial Vehicles (UAVs) Use in Architecture and Urbanism: Scientometric and Bibliometric Analysis", *Applied Sciences*, 2021.

[76] A. Sledz, J. Unger, C. Heipke, "UAV-based thermal anomaly detection for distributed heating networks", *The international Archives of the Photogrammetry Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 2020.

[77] M. Ortega, E. Ivorra, A. Juan, P. Venegas, J. Martinez, M. Alcaniz, "MANTRA: An effective System Based on Augmented Reality and Infrared Thermography for Industrial Maintenance", *Appl. Sci.,* 2021, 11, 385

[78] O. Fudym, H. R B Orlande, M. Bamford, J.-C. Batsale, "Bayesian approach for thermal diffusivity mapping from infrared images with spatially random heat pusle heating", *Journal of Physics*, 2008.

[79] M. M. Resende, E. B. Gambare, L. A. Silva, Y. de S. Cordeiro, E. Almeida, R. P. Salvador, "Infrared thermal imaging to inspect pathologies on facades of historical buildings: A case study on the Municipal Market of Sao Paulo, Brazil", Case Studies in Construction Materials, 2022.

[80] V. Vavilov, "Thermal non destructive testing: short history and state-of-art", *Quantitative InfraRed Thermography*, 1992.

[81] C. Ibarra-Castanedo, J. R. Tarpani, X. P. V. Maldague, "Nondestructive testing with thermography", *European Journal of Physics*, 2013.

[82] P. Fokaides, S. Kalogirou, “Application of infrared thermography for the determination of the overall heat transfer coefficient (U-Value) in building envelopes”, *Applied Energy* 88(12): 4358-4365, 2011.

[83] W. Minkina, D. Klecha, “Atmospheric transmission coefficient modelling in the infrared for thermovision measurements”, *Journal of Sensors and Sensor Systems,* 5(1), 2016.

[84] V. Chinnasamy, S. K. Palaniappan, M. K. A. Raj, M. Rajendran, H. Cho, “Thermal Energy Storage and Its Applications”, *Materials for Solar Energy Conversation*, 2021., 353-377.

[85] G. Ali, X. Qian, M. Syung, W. Andy, Z. Hui, H.Yingdong, M. Alexander, L. Ronnen, “Infrared-Fused Vision-Based Thermoregulation Performance Estimation for Personal Thermal Comfort-Driven HVAC System Controls”, *Buildings*, 12(8), 1241., 2022

[86] M. Kent, N. K. Huynh, S. Schiavon, S. Selkowitz, “Using support vector machine to desk illuminance sensor blockage for closed-loop daylight harvesting”, *Energy and Buildings*, 2022.

[87] C.-C. Cheng, D. Lee, “Smart Sensors enable Smart Air Conditioning Control”, *Sensors,* 11179- 11203, 2014.

[88] G. Batchuluun, J. K. Kang, D. T. Nguyen, T. D. Pham, M. Arsalan, K. R. Park, “Deep Learning-Based Thermal Image Reconstruction and Object Detection”, *IEEE Access,* PP(99):1-1, 2020.

[89] N. Yadav, TVA-GAN: “Attention Guided Generative Adversarial Network For Thermal To Visible Image Transformations”, 2021., https://api.semanticscholar.org/CorpusID:234865000

[90] V. Mizginov, V. Kniaz, N. Fomin, “A method for synthesizing thermal images using GAN multi-layered approach”, *The International Archives of the Photogrammetry Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 2021.

[91] I. B. Akkaya, F. Altinel, U. Halici, *Self-training Guided Adversarial Domain Adaptation For Thermal Imagery*, IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW), 2021.

[92] G. Baasch, G. Rousseau, R. Evins, “A Conditional Generative Adversarial for Energy Use in Multiple Buildings Using Scarce Data”, *Energy and AI*, 5(5):100087, 2021.

[93] D. Wan, X. Zhao, W. Lu, P. Li, X. Shi, H. Fukuda, “A Deep Learning Approach toward Energy-Effective Residential Building Floor Plan Generation”, *Sustainability*, 14(13), 8074, 2022.

[94] Y. Hou, M. Chen, R. Volk, L. Soibelman, “An Approach to Semantically Segmenting Building Components and Outdoor Scenes Based on Multichannel Aerial Imagery Datasets”, *Remote Sens*, 2021., 13(21), 4357

[95] A. Funmilola A, Oke O.A., Adedeji T.O., Alade O.M., Adewusi E.A, "Fuzzy k-c-means Clustering Algorithm for Medical Image Segmentation", *Journal of Information Engineering and Applications*, 2012.

[96] K. Kashiwabara, K. Kazama, Y. Marumo, "Performance Evaluation of Image Registration for Map Images", *Journal of Robotics and Mechatronics*, 2023.

[97] D. Gertsvolf, M. Horvat, A. Khademi, D. Aslam, U. Berardi, "Image Processing for Future Machine Learning Algorithm Applications on Infrared Thermography of Building Envelope Systems", *Proceedings of the 5th International Conference on Building Energy and Environment, Environmental Science and Engineering*, 2023.

[98] X. Maldague, "Applications of Infrared Thermography in Nondestructive Evaluation", *Trends in optical nondestructive testing,* 2000.

[99] A. Shibani, A. Agha, K. Ambiti, D. Hassan, "Drone Application for Visual Inspection and Surveying: The case of High-Rise Residential Building in India", *International Journal foe Research in engineering Application & Management*, Vol 08, Issue 11, 2023.

[100] H. Liang, S.-C. Lee, W. Bae, J. Kim, S. Seo, "Towards UAVs in Construction: Advancements, Challenges, and Future Directions for Monitoring and Inspection", *Drones*, 2023.

[101] A. Francois, L. Ibos, V. Feuillet, J. Meulemans, "Building thermal bridge heat losses quantification by infrared thermography. Steady-state evaluation and uncertainty calculation", *Journal of Physics*, 2019.

[102] M. H. A. L. Youcef, V. Feuillet, L. Ibos, Y. Candau, P. Balcon, A. Filloux, *In situ quantitative diagnosis of insulated building walls using passive infrared thermography*, 11th International Conference on Quantitative InfraRed Thermography, 2012.

[103] Y. He, B. Deng, H. Wang, L. Cheng, K. Zhou, S. Cai, F. Ciampa, "Infrared machine vision and infrared thermography with deep learning: a review", *Infrared Physics & Technology*, 2021.

[104] L. Liu, R.-J. Yan, V. Maruvanchery, E. Kayacan, I.-M. Chen, L. K. Tiong, "Transfer learning on convolutional activation feature as applied to a building quality assessment robot", *International Journal of Advanced Robotic Systems*, 2017.

[105] A. Busheska, N.Almeida, N. Sabella, E. de A. Rocha, "Machine Learning and Thermography Applied to the Detection and Classification of Cracks in Building", DOI: 10.48550/arXiv.2212.14730, 2022.

[106] I. Nardi, E. Lucchi, T. de Rubeis, D. Ambrosini, "Quantification of heat energy losses through the building envelope: a state-of-the-art analysis with critical and comprehensive review on infrared thermography", *Building and Environment*, 2018.

[107] F. Elghaish, S. T. Matarneh, S. Talebi, S. Abu-Samra, "Deep learning for detecting distresses in buildings and pavements: A critical gap analysis", *Construction Innovation ahead-of-print*, 2021.

[108] C. H. Wong, M. H. Abdul Samad, N. Taib., *Potential and limitation of AI system in building services and control management system*, The 5th International Conference on rebuilding Place, 2021.

[109] M. De Filippo, S. Asadiabadi, N. Ko, H. Sun, "Concept of Computer Vision Based Algorithm for Detection Thermal Anomalies in Reinforced Concrete Structures", *Proceedings,* 2019., 7, 18

[110] E. Rosina, E. C. Robison, "The Application of Infrared Thermography on Wood-Framed North American Historic Buildings", *APT Bulletin*, 2002.

[111] Z. Li, Y. Jin, X. Liang, J. Zeng, "Thermography evaluation of defect characteristics of building envelopes in urban villages in Guangzhou, China", *Case Studies in Construction and Materials*, 2022.

[112] A. Bagheri, K. N. Genikomsakis, S. Koutra, V.s Sakellariou, C. S. Iokimidis, "Use f AI Algorithms in Different Building Topologies for Energy Efficiency towards Smart Buildings", *Buildings*, 2021.

[113] T. Xu, *Generative Adversarial Networks for Sequential Learning, Doctoral thesis*, London School of economics and Political Sciences, 2022.

[114] T. Poos, E. Varju, "Mass transfer coefficient for water evaporation by theoretical and empirical correlations", *Elsevier*, Vol. 153, 2020.

[115] H. Kayan, R. Eslampanah, F. Yeganli, M. Askar, *Heat leakage detection and surveiallance using aerial thermography drone*, 26th Signal Processing and Communications Applications Conference, 2018.

[116] S. V. D. Vijver, M. Steeman, K. Carbonez, N. V. D. Bossche, "On the use of infrared thermography to assess air infiltration in building envelopes", *International workshop: Quality of Methods for Measuring Ventilation and Air Infiltration in Buildings,* 2014.

[117] M. V. Rodriguez, S. G. Melgar, A. S. Cordero, J. M. A."Marquez, A Critical Review of Unmanned Aerial Vihicles (UAVs) Use in Architecture and Urbanism: Scientometric and Bibliometric Analysis", *Applied Sciences*, 2021.

[118] Keras Retina Net, https://github.com/fizyr/keras-retinanet

[119] IR Survey. 2022. Available online: https://github.com/milulitech/irsurvey

[120] K.Wang, M. Z. Liu, "Object Recognition at Night Scene Based on DCGAN and Faster-RCNN", *IEEE Access*, 2020.

[121] L.-C. Chen, G. Papandreou, I. Kokkinos, K. Murphy, A. L. Yuille, "DeepLab: Semantic Image Segmentation with Deep Convolutional Nets, Atrous Convolution, and Fully Connected CRFs", *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 40, 2018.

[122] Y. Zhang, J. Wang, X. Yang, "Real-time vehicle detection and tracking in video based on faster R-CNN", *Journal of Physics Conference Series*, 2017.

[123] Y. Song, C. Ma, X. Wu, L. Gong, L. Bao, W. Zuo, C. Shen, R. Lau, M.-H. Yang, *VITAL: Visual Tracking via Adversarial Learning*, IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Salt Lake City, USA, 2018.

[124] I. Walter, M. Tanasković, M. Stanković, "Energy Efficiency Assessment for Buildings Based on the Generative Adversarial Network Structure", *Eng*, 4, 2178-2190, 2023.

[125] L. Tian, Z. Wang, W. Liu, C. Yuhua, A. Fuad, L. Xiaohui, "A New GAN-Based Approach to Data Augmentation and Image Segmentation for Crack Detection in Thermal imaging Tests", *Cognitive Computation*, 13, 1263-1273.

[126] M. R. Solomon, "*Consumer Behavior: Bying, Having and Being"*, Pearson, 2017.

[127] S. Ren, K. He, R. Girshick, J. Sun, "Faster R-CNN: Towards Real-Time Object Detection with Region Proposal Networks"*, NIPS*, 2016.

[128] A. Nazib, C. Oh, C.-W. Lee, *Object Detection and Trasking in Night Time Video Surveillance*, 10th International Conference on Ubiquitous Robot and Ambient Intelligence, Island, 2013.

[129] Y. Xiao, A. Jiang, J. Ye, W. Mingwen, "Making of Night Vision: Object Detection Under Low-Illumination", *IEEE Access*, 2020.

[130] M. E Rane, U. Dias, "Motion Based Object Detection And Classification For Night Surveillance"*, ICTACT Journal on Image and Video Processing*, 2012.

[131] L. Fu, H. Yu, F. Juefei-Xu, J. Li, Q. Guo, S. Wang, "Let There be Light: Improved Traffic Surveillance via Detail Preserving Night-to-Day Transfer"*, IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2022.

[132] L. Wang, K. Huang, Y. Huang, T. Tan, *Object detection and tracking for night surveillance based on salient contrast analysis*, 16th IEEE International Conference on Image Processing, 2009.

[133] S. Pellegrini, A. Ess, M. Tanasković, L. V. Gool, *Wrong turn – No dead end: A stochastic pedestrian motion model*, IEEE Computer Cosiety Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops, 2010.

[134] A. Bhandari, A. Kafle, P. Dhakal, D. B. Kshatri, P. R. Joshi, "Image Enhancement and Object Recognition for Night Vision Surveillance", arXiv preprint arXiv:2006.05787, 2018.

[135] C. Li, W. Xia, Y. Yan, L. Bin, J. Tang, "Segmenting Objects in Day and Night: Edge-Conditioned CNN for Thermal Image Semantic Segmentation", *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2020.

[136] N. Vlahović, N. Ilić, M. S. Stanković, „Deep Learning in Video Stabilization Homography Estimation", *14th Symposium on Neural Networks and Applications*, 2018.

[137] S. C. Hespeler, H. Nemati, E. Dehghan-Niri, “Non-destructive thermal imaging for object detection via advanced deep learning for robotic inspection and harvesting of chili peppers”, *Artificial Intelligence in Agriculture*, 2021.

[138] L.-C. Chen, G. Papandreou, F. Schroff, H. Adam, R. “Atrous Convolution for Semantic Image Segmentation”, ArXiv abs/1706.05587, 2017.

[139] Pixellib’s Official Documentation, https://pixellib.readthedocs.io

[140] T. Poos, E. Varju, “Mass transfer coefficient for water evaporation by theoretical and empirical correlations”, *International Journal of Heat and Mass Transfer*, 2020.

[141] I. Walter, *Modelled neural networks for multiple object tracking*, International Scientific conference on information technology and related research SINTEZA, Belgrade, Serbia, 2021.

[142] I. Walter, M. Tanasković, *Object recognition in the dark with image segmentation, International Scientific Conference* ETIKUM, Novi Sad, Serbia, 2021.

[143] I. Walter, M. Tanasković, *Pedestrian recognition in low illumination with deep neural network and SVM,* Proceedings of ARSSS International Conference, Zürich, Switzerland, 2021.

[144] I. Walter, M. Tanasković, *Image segmentation processing for thermographic analysis*, International scientific conference on information technology and data related research Sinteza, 2022.

[145] I. Walter, M. Tanasković, M. Stanković, „IR Building Analysis with Extraction of Elements Using Image Segmentation and RetinaNet“, *Buildings*, 2022.

[146] https://docs.opencv.org/3.4/de/da9/tutorial_template_matching.html

# Primena veštačke inteligencije za analizu i klasifikaciju stanja izolacije na zgradama

ORIGINALITY REPORT

1%
SIMILARITY INDEX

PRIMARY SOURCES

| | | |
|---|---|---|
| 1 | nardus.mpn.gov.rs<br>Internet | 47 words — < 1% |
| 2 | vtechworks.lib.vt.edu<br>Internet | 34 words — < 1% |
| 3 | www.cris.uns.ac.rs<br>Internet | 25 words — < 1% |
| 4 | www.iircg.co.me<br>Internet | 18 words — < 1% |
| 5 | vdocuments.mx<br>Internet | 14 words — < 1% |
| 6 | bs.m.wikipedia.org<br>Internet | 12 words — < 1% |
| 7 | mdpi-res.com<br>Internet | 12 words — < 1% |
| 8 | alas.matf.bg.ac.rs<br>Internet | 9 words — < 1% |
| 9 | dspace.lib.cranfield.ac.uk<br>Internet | 9 words — < 1% |

| | | |
|---|---|---|
| 10 | uvidok.rcub.bg.ac.rs<br>Internet | 9 words — < 1% |
| 11 | www.bpa.edu.rs<br>Internet | 9 words — < 1% |
| 12 | www.tib.eu<br>Internet | 9 words — < 1% |
| 13 | Ayca Kirimtat, Ondrej Krejcar. "A review of infrared thermography for the investigation of building envelopes: Advances and prospects", Energy and Buildings, 2018<br>Crossref | 8 words — < 1% |
| 14 | Johannes H. Uhl, Stefan Leyk. "Spatially explicit accuracy assessment of deep learning-based, fine-resolution built-up land data in the United States", International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2023<br>Crossref | 8 words — < 1% |
| 15 | area.agrif.bg.ac.rs<br>Internet | 8 words — < 1% |
| 16 | hdl.handle.net<br>Internet | 8 words — < 1% |
| 17 | imonet.rs<br>Internet | 8 words — < 1% |
| 18 | repozitorij.ffzg.unizg.hr<br>Internet | 8 words — < 1% |
| 19 | www.mdpi.com<br>Internet | 8 words — < 1% |
| 20 | www.przegladorganizacji.pl | |

Internet

8 words — < 1%

21 www.scribd.com
Internet

8 words — < 1%

22 yz-car.ci.cqvip.com
Internet

8 words — < 1%

23 "Advances in Informatics and Computing in Civil and Construction Engineering", Springer Science and Business Media LLC, 2019
Crossref

6 words — < 1%

| | | | |
|---|---|---|---|
| EXCLUDE QUOTES | ON | EXCLUDE SOURCES | OFF |
| EXCLUDE BIBLIOGRAPHY | ON | EXCLUDE MATCHES | OFF |