

SLOVENSKÁ TECHNICKÁ UNIVERZITA V BRATISLAVE
MATERIÁLOVOTECHNOLOGICKÁ FAKULTA SO SÍDLOM V
TRNAVE

Ing. Aleš Nečas

Autoreferát dizertačnej práce

Vývoj progresívnych metód testovania elektrických káblov pre potreby posudzovania zhody a overovania nemennosti ich parametrov

na získanie akademického titulu:
(doktor („philosophiae doctor“, v skratke „PhD.“)

v doktorandskom študijnom programe: Integrovaná bezpečnosť

v študijnom odbore: bezpečnostné vedy

Forma štúdia: denná forma štúdia

Miesto a dátum: Trnava, máj 2023

Dizertačná práca bola vypracovaná na Ústave integrovanej bezpečnosti
Materiálovotechnologickej fakulty STU v Trnave

Predkladateľ: **Ing. Aleš Nečas**
Materiálovotechnologická fakulta v Trnave
Ulica Jána Bottu č. 2781/25
917 24 Trnava

Školiteľ: **prof. Ing. Jozef Martinka, PhD.**
Materiálovotechnologická fakulta v Trnave
Ulica Jána Bottu č. 2781/25
917 24 Trnava

Oponenti: **prof. Ing. Maroš Soldán, PhD.**

prof. Bc. Ing. Linda Makovická Osvaldová, PhD.

Autoreferát bol rozoslaný: 1.6.2023

Obhajoba dizertačnej práce sa bude konať dňa: **24.8. 2023 o 15:30 h**,
na Ústave integrovanej bezpečnosti MTF, miestnosť č. 235,
Botanická 49, Trnava

prof. Ing. Miloš Čambál, CSc.
dekan fakulty

OBSAH

ÚVOD.....	4
1.5.1 KONVOLUČNÉ NEURÓNOVÉ SIETE	6
2 METODIKA PRÁCE.....	7
2.1 VLASTNOSTI POUŽITÝCH ELEKTRICKÝCH KÁBLOV PRI SKÚŠKE	8
2.2 SKÚŠOBNÉ ZARIADENIE	9
2.2.1 SKÚŠOBNÁ KOMORA	9
2.2.3 FOTOAPARÁT POUŽITÝ NA SNÍMANIE FOTOGRAFIÍ.....	10
2.2.4 PARAMETRE VÝPOČTOVEJ TECHNIKY POUŽITEJ NA TRÉNING CNN	10
2.2.5 NEURÓNOVÉ SIETE	11
2.2.6 ÚPRAVA FOTOGRAFIE	11
3 VÝSLEDKY A DISKUSIA	12
3.1 NEURÓNOVÉ SIETE.....	14
PRÍNOSY PRE VEDU, PEDAGOGIGU A PRAX.....	19
ZÁVER	20
ZOZNAM POUŽITÉJ LITERATÚRY	21
ZOZNAM PUBLIKÁCII AUTORA	28
SÚHRN.....	31
ABSTRACT.....	32

ÚVOD

V Európe pri požiaroch na stavbách ročne zomrie približne 4 tisíc ľudí. Požiar sa v súčasnosti môže rozšíriť do celej miestnosti do troch minút. V minulosti trvalo rozšírenie požiaru do celej miestnosti približne 25 minút. Na bezpečné opustenie priestorov pri požari zostáva ľuďom málo času, najmä ak sa začne tvoriť dym. Dym spôsobuje zhoršenie až znemožnenie orientácie v stavbách a v priestoroch. Aj záchranné zložky majú problémy pri hasení požiaru a pri prehľadávaní dymom zasiahnutých priestorov (ASOCIACE VÝROBCŮ KABELŮ A VODIČŮ, 2017).

Medzi problematické výrobky z hľadiska ochrany pred požiarom patrí elektroinštalácia. Dôležitou časťou elektroinštalácie sú elektrické káble, ktoré vo väčšine prípadov umožňujú veľmi rýchle šírenie plameňa po povrchu. Požiarne nebezpečenstvo káblov sa preto hodnotí triedou reakcie na oheň. Problémom sú pomerne vysoké náklady na stanovenie triedy reakcie na oheň a overovanie nemennosti ich parametrov. Významným prínosom pre oblasť požiarnej ochrany elektrických káblov by bol vývoj nových skúšobných metód, ktoré by pri nižších nárokoch (finančných a materiálnych) umožnili získať rovnaké výsledky triedy reakcie na oheň, ako metódy vyžadované súčasne platnými právnymi predpismi a technickými normami. Elektrické káble so stanovenou triedou reakcie na oheň B2_{ca} môžu byť inštalované voľne v priestoroch, ktoré stanovuje legislatíva. V Slovenskej republike stanovuje požiadavky technická norma STN 92 023:2013. V Českej republike stanovuje požiadavky pre voľne inštalované elektrické káble Vyhláška MV č. 23/2008 Z. z. (Asociácia výrobcov káblov a vodičov ČR a SR).

Výrobcovia elektrických káblov v Slovenskej republike a Českej republike na prvom mieste riešia splnenie podmienok pre výrobu elektrických káblov, ktoré vyhovujú pre triedu reakcie na oheň B2_{ca}. Náklady na skúšku elektrických káblov podľa technickej normy EN 50399:2011 sú niekoľko stoviek eur na jeden druh elektrického kábla. Preto sme sa rozhodli vytvoriť metodiku, ktorá bude menej nákladná na klasifikáciu elektrických káblov do tried reakcie na oheň.

V predloženej práci je navrhnutá metodika skúšania a overovania požiarnej vlastností elektrických káblov pre uvedenie na trh, ktoré je potrebné dodržiavať pre triedy reakcie na oheň. Navrhnutá metodika bola vytvorená a odskúšaná pre overenie triedy reakcie na oheň elektrických káblov B2_{ca}. Bola navrhnutá a vyrobená skúšobná komora. Na vyhodnotenie získaných výsledkov sa používajú konvolučné neurónové siete AlexNet, VGG-16, GoogLeNet a ResNet-50. Skúšobná metóda umožňuje získať porovnateľné výsledky triedy reakcie na oheň elektrických káblov s výsledkami metód vyžadovanými v súčasnosti platnými technickými normami pri podstatne nižších nárokoch na skúšobné zariadenie a množstvo vzorky.

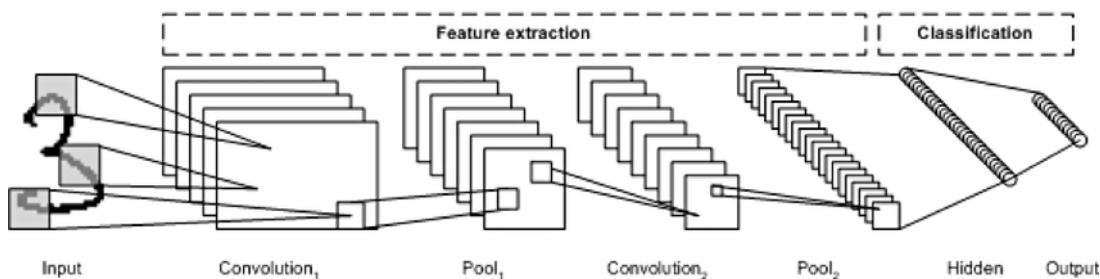
Hlavným cieľom dizertačnej práce je vytvorenie a overenie metodiky na predikciu (overenie) triedy reakcie na oheň elektrického kábla B2_{ca} na kónickom kalorimetri. Na splnenie hlavného cieľa boli stanovené ďalšie úlohy:

1. navrhnutie modifikácie kónického kalorimetra (návrh skúšobnej komory), ktorý umožní skúšanie elektrických káblov, ktoré sú umiestnené v horizontálnom smere,
2. stanoviť minimálny výkon plynového horáka pre experiment elektrických káblov pri najnižšej spotrebe metánu,
3. stanovenie hodnôt pre pHRR, THR, FIGRA, MARHE pre elektrické káble,
4. stanovenie minimálneho počtu obrázkov potrebných na spoľahlivé natrénovanie konvolučných neurónových sietí.

1.5.1 KONVOLUČNÉ NEURÓNOVÉ SIETE

Strojové učenie patrí do oblasti umelej inteligencie. Umelá inteligencia tvorí programy schopné sa priblížiť ľudskému zmysľaniu. Sú to systémy, ktoré si automaticky trénujú schopnosti rozpoznávania rôznych tvarov, farieb a podobne na predložených dátových súboroch bez nutnosti priameho programovania. Natrénované informácie sa ďalej využívajú na analýzu nových, neznámych dát. Strojové učenie využíva rôzne algoritmy – neurónové siete. Neurónová sieť je matematický model, ktorý simuluje činnosť neurónov biologických systémov. Učí sa podobne ako živé organizmy (Martinka, 2021) (Krizhevsky, et al., 2017).

Príkladom hlbokého strojového učenia sú konvolučné neurónové siete. Konvolučné neurónové siete sa využívajú na analýzu obrazových dát. Konvolučné vrstvy sú poskladané za sebou. Každá konvolučná vrstva rozpoznáva vzory. Začiatkové vrstvy rozpoznávajú základné prvky (hrany, farby). Ďalšie vrstvy rozpoznávajú základné tvary. Posledné vrstvy detegujú už zložité krivky, objekty. V našom prípade na konci konvolučné neurónové siete rozpoznávajú tvar a farbu plameňa horiaceho elektrického kábla. Pri tréningu konvolučné neurónové siete hľadajú spoločné vzory a ich charakteristiky z tréningových dát. Charakteristikám prideli váhy, ako prispievajú jednotlivé prvky k detegovaniu požadovaných objektov (tvar a farba plameňa). Natrénovaný model hľadá naučené prvky a vzory na analyzovaných fotografiách a klasifikuje ich. Na obrázku 5 je znázornená všeobecná architektúra konvolučnej neurónovej siete (Krizhevsky, et al., 2017) (Mou, et al., 2018).



Obrázok 1: Architektúra konvolučnej neurónovej siete (Wang, et al., 2018) (Madhavan, et al., 2017)

Fotografia, ktorá je rozpoznávaná konvolučnou neurónovou sieťou je tvorená obrazovými prvkami (pixel elements). Rozlíšenie fotografie v pixeloch vyjadruje celkový počet pixelov šírky fotografie x výšky fotografie. Rozpoznávaná fotografia môže byť čiernobiela, sivá a farebná. Pixely pri sivej a farebnej fotografii môžu nadobúdať pri 8 bitovej hĺbke hodnoty 0 až 255. Hodnotu 0 má čierna farba a hodnota 255 patrí bielej farbe, platí to pri sivej fotografii. Pri farebnej fotografii obsahujú pixely tri kanály, a to červený, zelený a modrý. Každý kanál môže nadobúdať hodnoty 0 až 255 (Martinka, 2021).

Vstupná vrstva upravuje fotografiu a mení jej veľkosť a prenáša ju do ďalších vrstiev, kde sa extrahujú funkcie. Konvolučné vrstvy pracujú ako filtre, ktoré hľadajú,

porovnávajú a učia sa hlavné, výrazné znaky obrazu (hrany, farby, celé tvary zobrazeného predmetu). Konvolučné vrstvy sa používajú aj na výpočet bodov zhody počas testovania. Extrahujú sady funkcií, ktoré sa prenesú do združovacej vrstvy (pool layer). Vrstva sa označuje aj ako podvzorkovacia vrstva, pretože priestorovo znižuje počet vstupov z predchádzajúcich vrstiev. Vo vrstve sa zachovávajú najdôležitejšie informácie z predchádzajúcej konvolučnej vrstvy. Môžu to byť nasledujúce hodnoty funkcie: maximálna, minimálna alebo priemerná hodnota. Zachováva tak najlepšie prispôsobenie každej funkcie. Aktivačná funkcia (ReLU) má za úlohu nastavovať záporné a nulové hodnoty funkcie na nulu. Zabraňuje sa tým zaseknutiu tréningu jednotlivých vrstiev. Ako posledné sú použité skryté a plne prepojené vrstvy. V tejto vrstve sa klasifikujú výstupné údaje do niektorej triedy (Sharma, et al., 2018).

2 METODIKA PRÁCE

Skúšky boli vykonané v kónickom kalorimetri podľa ISO 5660-1:2015, ktorý bol doplnený o skúšobnú komoru opísanú v kapitole 2.2. Zväzok 5 kusov elektrických káblov s dĺžkou 550 mm sme upevnili vo zvislej polohe na držiak elektrických káblov. Celková dĺžka použitého elektrického kábla je 2 750 mm. Elektrické káble sme natreli čiernou matnou akrylovou fixkou, aby neurónové siete neporovnávali elektrické káble podľa farby plášťa. Ako iniciačný zdroj sme použili plynový horák, ktorý mal tepelný výkon 5 kW. Horák bol priložený k vzorkám elektrických káblov 1500 sekúnd. Na zhotovenie fotografie plameňa elektrických káblov sa použil fotoaparát Canon 2000D, ktorý bol vzdialený od rebrika 1500 mm. Použité nastavenie pre predbežný a hlavný experiment sú opísané v podkapitole 2.2.3.

Počas skúšky boli zhotovené fotografie horenia elektrických káblov s deklarovanou triedou reakcie na oheň B2_{ca} a elektrické káble bez deklarovanej triedy B2_{ca}. Na skúšku sme použili 5 druhov elektrických káblov s triedou reakcie na oheň B2_{ca} a 5 druhov elektrických káblov bez deklarovanej triedy reakcie na oheň. Použité elektrické káble sú opísané v kapitole 2.1.

Predbežný experiment sme vykonali na overenie použitia metodiky CNN na rozpoznanie deklarovanej triedy reakcie na oheň elektrických káblov. Použili sme fotografie horenia elektrických káblov CHKE-R J3x1,5 B2_{ca}(s1, d1, a1) – VUKI 2021 a N2XH-J 3x1,5 RE – VUKI 2021_v rozsahu 2. až 12. minúta. Použilo sa 1665 fotografií z jedného druhu elektrického kábla. Z toho sme použili 70 % na tréning, 15 % fotografií na test a validáciu konvolučných neurónových sietí. Pri predbežnom experimente sme testovali čas tréningu farebných a sivých fotografií na výpočtovej technika. Parametre výpočtovej techniky sú opísané v podkapitole 2.2.4.

Po overení použitia metodiky pri predbežnom experimente sme vykonali tréning konvolučných neurónových sietí na rozpoznanie všetkých použitých elektrických káblov pri hlavnom experimente. Použili sme fotografie horenia elektrických káblov v rozsahu 5. až 15. minúta a 7. až 12. minúta. Pri rozsahu 5. až 15. minúta sa použilo 3580 fotografií. 70 % na tréning, 15 % fotografií na test a validáciu. Pri rozsahu 7. až 12. minúta sa použilo 1790 fotografií. 70 % na tréning, 15 % fotografií na test a validáciu.

Po overení rozpoznávania elektrických káblov medzi sebou bol vykonaný hlavný experiment na predikciu triedy reakcie na oheň elektrických káblov B2_{ca} s konvolučnými neurónovými sieťami. Použili sme fotografie horenia elektrických káblov v rozsahu 5. až 15. minúta a 7. až 12. minúta. Pri rozsahu 5. až 15. minúta sa použilo 3580 fotografií. 70 % na tréning, 15 % fotografií na hlavný test a validáciu. Pri rozsahu 7. až 12. minúta sa použilo 1790 fotografií. 70 % na tréning, 15 % fotografií na hlavný test a validáciu. Pri oboch rozsahoch sa spravil dodatočný test. Pri dodatočnom teste sa použili fotografie elektrických káblov, ktoré neboli trénované konvolučnými neurónovými sieťami, s počtom 15 % a 50 % fotografií. V hlavnom experimente fotografie horenia elektrických káblov boli rozdelené do skupín. Rozdelenie do skupín je opísané v podkapitole 2.2.6.

Pri predbežnom experimente sa fotografie použili na tréning, validáciu a testovanie konvolučných neurónových sietí AlexNet, GoogLeNet, VGG-16, ResNet-50. Pri hlavnom experimente a rozpoznávaní druhu elektrického kábla sme použili AlexNet a GoogLeNet. Konvolučné neurónové siete sú opísané v podkapitole 2.2.5.

2.1 VLASTNOSTI POUŽITÝCH ELEKTRICKÝCH KÁBLOV PRI SKÚŠKE

Na skúšky sme použili elektrické a signálové káble od výrobcov VUKI, a.s., ELKOND HHK a PRAKAB.

Elektrické káble s deklarovanou triedou reakcie na oheň B2_{ca}:

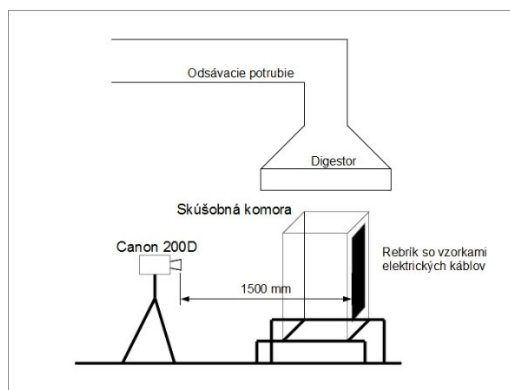
- CHKE-R J3x1,5 B2_{ca} (s1, d1, a1), VUKI, rok výroby 2021,
- CHKE-R J3x1,5 B2_{ca} (s1, d1, a1), VUKI, rok výroby 2022,
- CHKE-V J3x1,5 B2_{ca} (s1, d1, a1) PS 90, VUKI, rok výroby 2022,
- PRAFlaSafe X J3x1,5 RE B2_{ca} (s1, d1, a1), PRAKAB, rok výroby 2022,
- PRAFlaDur (CSKH-V180) J3x1,5 RE PH120-R, PS 15, PS 60 RE B2_{ca} (s1, d1, a1), PRAKAB, rok výroby 2022.

Elektrické káble bez deklarovanej triedy reakcie na oheň B2_{ca}:

- CXKE-R J3x1,5, VUKI, rok výroby 2022,
- N2XH-J 3x1,5 RE, VUKI, rok výroby 2021,
- VK-UIC-V 1x2x0,75, VUKI, rok výroby 2018,
- N2XH-J 3x1,5 RE FE 180/PS 60, ELKOND HHK, rok výroby 2019,
N2XH-J 3x1,5 RE, ELKOND HHK, rok výroby 2022.

2.2 SKÚŠOBNÉ ZARIADENIE

Skúšobné zariadenie sa skladá z kónického kalorimetra podľa ISO 5660-1:2015 s upravenou komorou pre káble s dĺžkou 550 mm a fotoaparátu. Fotoaparát bol umiestnený vo vzdialenosti 1 500 mm od steny skúšobnej komory. Skúšobná komora je umiestnená pod odsávaním kónického kalorimetra. Na obrázku 18 je zobrazená schéma rozloženia skúšobného zariadenia.



Obrázok 2: Schéma skúšobného zariadenia

2.2.1 SKÚŠOBNÁ KOMORA

Rozmery skúšobnej komory sú 600 x 400 x 400 mm a hrúbka nehrdzavejúceho plechu 1,2 milimetra. Vo vnútri komory je umiestnený rebrík na upevnenie káblových vzoriek, alebo na uchytenie odnímateľného rebríka. Rebrík má 5 priečok. Výška rebríka je 550 mm a šírka 340 mm. Priečky rebríka majú výšku 24 milimetrov. Rozstup priečok je 183 mm. Rebrík je pevne ukotvený o zadnú stenu komory vo vzdialenosti 50 mm. V komore sa použil odnímateľný rebrík, aby sa mohli vzorky elektrických káblov ľahšie uchytávať mimo skúšobnej komory. Rozmery odnímateľného rebríka sú výška 545 mm, šírka 275 mm s počtom priečok 5. Rozstup priečok je 112 mm, 128 mm a 135 mm. Odnímateľný rebrík je vyrobený z trubiek z nehrdzavejúcej ocele s priemerom 10 mm. V hornej časti komory je otvor s rozmermi 400 x 250 mm, ktorý slúži na odsávanie sploďín horenia. Odsávanie z komory je zabezpečené kónickým kalorimetrom. Prietok v odsávacom potrubí bol nastavený na hodnotu 24 litrov za sekundu. Ako iniciačný zdroj horenia sa používa plynový horák. Plynový horák má rozmery 130 x 20 mm. Uprostred horáka je vyvrtaných 49 otvorov s polomerom 0,4 mm. Horák bol pri skúške umiestnený 68 mm od čela rebríka. Otvory sú umiestnené v troch radoch po 16, 17, 16. Pri skúške bol použitý ako palivo metán. Horák bol nastavený na tepelný tok 5 kW. Plynový horák je zobrazený na obrázku 19 a skúšobná komora s uchytením elektrických káblov v skúšobnej komore je zobrazená na obrázku 20.



Obrázok 3: Skúšobná komora elektrických káblov a uchytenie elektrických káblov

2.2.3 FOTOAPARÁT POUŽITÝ NA SNÍMANIE FOTOGRAFIÍ

Fotoaparát Canon 2000D má APS-C senzor s rozmermi 22,3 x 14,9 mm.

Pri predbežnom experimente sme použili nastavenie fotoaparátu ISO 200, expozícia 1/30 s a vyváženie bielej bolo automatické. Pri hlavnom experimente sme použili takéto nastavenie fotoaparátu ISO 400, expozícia 1/640 s a vyváženie bielej sme robili manuálne pomocou odfotografovania bieleho papiera, hodnoty bieleho papiera boli R: 248, G: 248, B: 248. Použité rozlíšenie bolo 720 x 480 px.

2.2.4 PARAMETRE VÝPOČTOVEJ TECHNIKY POUŽITEJ NA TRÉNING CNN

Notebook HP EliteBook 8570p používa dvojjadrový procesor Intel Core i5-3360M. Frekvencia procesora je 2,60 MHz s vyrovnávacou pamäťou L3 3 MB. Pamäť RAM má veľkosť 8 GB (8192 MB) 1600 MHz DDR3 SDRAM. Notebook používa grafickú kartu Intel HD 4000.

Stolový počítač HP Pavilion Gaming 690-0009nc používa šesťjadrový procesor Intel Core i5-8400 Coffe Lake. Frekvencia procesora je 2,8 GHz s možnosťou automatického pretaktovania na 4 GHz s vyrovnávajúcou pamäťou 9 MB. Pamäť RAM má veľkosť 16 GB 2666 MHz DDR4. Používa dedikovanú grafickú kartu NVIDIA GeForce 1050 GTX Ti má procesor 1290 MHz a pamäť 4 GB DDR5.

Notebook Acer Aspire 5 používa šesťjadrový procesor AMD Ryzen 5 5500U Zen 2 4. generácia s frekvenciou procesora 2,1 GHz s možnosťou automatického pretaktovania na 4 GHz a vyrovnávajúcou pamäťou 8 MB. Pamäť RAM 16 GB DDR4. Notebook používa integrovanú grafickú kartu s čipom AMD Radeon Graphics.

Konvolučné neurónové boli spustené v MATLAB R2021b v module Deep Network Designer, v ktorom boli použité konvolučné neurónové siete vytvorené, tréňované a testované (The MathWorks, Inc., 1994-2022).

2.2.5 NEURÓNOVÉ SIETE

Pri našom výskume sme použili konvolučné neurónové siete AlexNet, GoogLeNet, VGG-16, ResNet-50. V tabuľke 13 sú uvedené vlastnosti použitých CNN. AlexNet mala pri experimente počet vrstiev 25, z toho prepojených bolo 24 vrstiev. VGG-16 mala pri experimente počet vrstiev 41, z toho prepojených bolo 40 vrstiev. ResNet-50 mala pri experimente počet vrstiev 177, z toho prepojených bolo 192 vrstiev. GoogLeNet mala pri experimente počet vrstiev 144, z toho prepojených bolo 170 vrstiev. Potrebné rozlíšenie fotografie pre AlexNet 227 x 227 px, VGG -16, ResNet-50 a GoogLeNet používajú 224 x 224 px.

2.2.6 ÚPRAVA FOTOGRAFIE

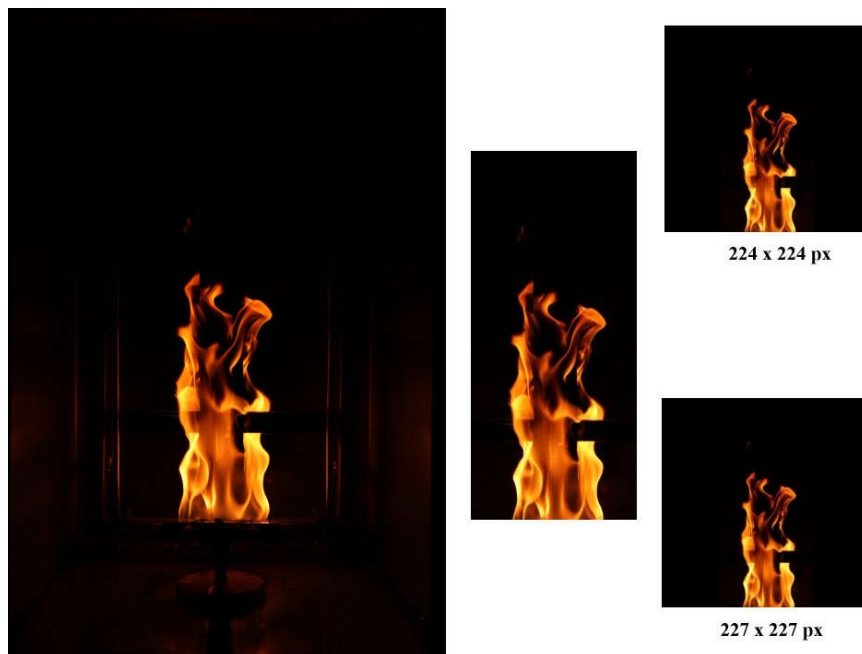
Fotografia pred úpravou má rozlíšenie 720 x 480 px. Rozlíšenie fotografie je 1,10 Px.mm⁻¹. Fotografia sa pre potreby spracovania neurónovými sieťami oreže na požadovaný rozmer 224 x 224 px alebo 227 x 227 px. Postup úpravy fotografie vidno na obrázku 30.



Obrázok 4: Orežanie elektrického kábla CHKE-R J3x1,5 B2_{ca} (s1, d1, a1) VUKI 2021

Pôvodná fotografia má rozlíšenie 720 x 480 px. Rozlíšenie fotografie je 1,10 Px.mm⁻¹. Z fotografie sa vyreže záujmová oblasť od hornej hrany horáka tesne pod viazanie

uchytenia elektrického kábla so šírkou horáka, rozlíšenie je 180 x 400 px. Orezaná fotografia sa vloží do stredu štvorca čiernej farby s rozlíšením 400 x 400 px. Fotografia sa pre potreby spracovania neurónovými sieťami zmenší na požadovaný rozmer 224 x 224 px alebo 227 x 227 px. Postup úpravy fotografie vidno na obrázku 31.



Obrázok 5: Orežanie elektrického kábla CHKE-R J3x1,5 B2_{ca} (s1, d1, a1) VUKI 2021

3 VÝSLEDKY A DISKUSIA

V tabuľke 16 sú uvedené priemerné hodnoty, a to pHRR, FIGRA, MARHE a THR. Elektrické káble s triedou reakcie na oheň B2_{ca} mali priemernú pHRR 0,93 – 2,12 kW, FIGRA 0,0010 – 0,0033 kW · s⁻¹, MARHE 0,37 – 1,15 kW · s⁻¹ a THR 0,44 – 1,35 MJ. Najmenšiu hodnotu pHRR 0,93 kW a najmenšiu hodnotu MARHE 0,37 kW · s⁻¹ mal elektrický kábel CHKE-R J3x1,5 B2_{ca} (s1, d1, a1) - VUKI 2022. Najmenšiu hodnotu FIGRA 0,0010 kW · s⁻¹ mal elektrický kábel PRAFlaSafe X J3x1,5 RE B2_{ca} (s1, d1, a1) - PRAKAB 2022. Najmenšiu hodnotu THR 0,44 MJ mal elektrický kábel CHKE-R J3x1,5 B2_{ca} (s1, d1, a1) - VUKI 2021. Najväčšie hodnoty dosahoval elektrický kábel CHKE-V J3x1,5 B2_{ca} (s1, d1, a1) PS 90 VUKI 2022 s hodnotami pHRR 2,12 kW , FIGRA 0,0033 kW · s⁻¹, MARHE 1,15 kW · s⁻¹ a THR 1,35 MJ.

Elektrické káble bez deklarovanej triedy reakcie na oheň B2_{ca} mali priemernú pHRR 2,40 – 4,73 kW, FIGRA 0,0038 – 0,0080 kW · s⁻¹, MARHE 0,89 – 1,87 kW · s⁻¹ a THR 0,92 – 1,95 MJ. Najmenšie namerané hodnoty pHRR 2,40 kW, FIGRA 0,0038 kW · s⁻¹, MARHE 0,89 kW · s⁻¹ a THR 0,92 mal elektrický kábel N2XH-J 3x1,5 RE FE 180/PS 60, EKOND 2019. Najväčšie hodnoty pHRR 4,73 kW, FIGRA 0,0080 kW · s⁻¹ mal elektrický kábel N2XH-J 3x1,5 RE VUKI 2021. Najväčšie hodnoty MARHE 1,87 kW · s⁻¹ a THR 1,95 MJ mal elektrický kábel VK-UIC-V 1x2x0,75 VUKI 2018.

Podobné hodnoty ako sú uvedené v tabuľke 16 uviedol vo svojej vedeckej práci (Gallo et al.,2017). Hodnoty THR získané pri skúške optických káblov 1,67 a 1,80 MJ sú v rozsahu nameraných hodnôt pri horení elektrických káblov bez triedy reakcie B2_{ca}. Pri optických kábloch dosiahol pHRR 5,5 a 5,2 kW. My sme namerali podobné hodnoty pri elektrických kábloch bez triedy reakcie na oheň B2_{ca}.

Tabuľka 1: pHRR, FIGRA, MARHE, THR

P.Č.	Priemer				Štandardná odchýlka			
	pHRR kW	FIGRA kW.s ⁻¹	MARHE kW.s ⁻¹	THR MJ	pHRR kW	FIGRA kW.s ⁻¹	MARHE kW.s ⁻¹	THR MJ
1.	1,02	0,0015	0,40	0,44	0,125847	0,000274	0,087131	0,060414
2.	0,93	0,0014	0,37	0,46	0,053705	7,21E-05	0,029214	0,074017
3.	2,12	0,0033	1,15	1,35	0,66062	0,001376	0,309839	0,265661
4.	1,08	0,0010	0,38	0,62	0,280443	0,000286	0,106748	0,191965
5.	1,09	0,0013	0,43	0,56	0,298013	0,000293	0,220711	0,185244
6.	3,71	0,0059	1,44	1,43	0,551808	0,000876	0,045361	0,054679
7.	4,73	0,0080	1,61	1,34	0,315798	0,000535	0,018457	0,010045
8.	4,70	0,0059	1,87	1,95	0,22751	6,38E-05	0,043385	0,015165
9.	2,40	0,0038	0,89	0,92	0,327122	0,000567	0,026198	0,012068
10.	3,30	0,0061	1,54	1,40	0,577233	0,001409	0,171991	0,114652

Tabuľka 2: pHRR, FIGRA, MARHE, THR – pokračovanie

P.Č	Elektrické káble s triedou reakcie na oheň
1.	CHKE-R B2 _{ca} (s1, d1, a1) VUKI 2021
2.	CHKE-R B2 _{ca} (s1, d1, a1) VUKI 2022
3.	CHKE-V J3x1,5 B2 _{ca} (s1, d1, a1) PS 90 VUKI 2022 (s1, d1, a1) PS 90 VUKI 2022
4.	PRAFlaSafe X B2 _{ca} (s1, d1, a1) PRAKAB 2022
5.	PRAFlaDur B2 _{ca} (s1, d1, a1) PRAKAB 2022
	Elektrické káble bez triedy reakcie na oheň
6.	CXKE-R J3x1,5 VUKI 2022
7.	N2XH-J 3x1,5 RE VUKI 2021
8.	VK-UIC-V 1x2x0,75 VUKI 2018
9.	N2XH-J 3x1,5 RE FE 180/PS 60, EKOND 2019
10.	N2XH-J 3x1,5 RE ELKOND 2022.

3.1 NEURÓNOVÉ SIETE

Predbežný experiment

Tabuľka 3: Porovnanie času tréningu CNN

Názov siete	HP Pavilion		Acer Aspire 5		HP ELITEBOOK	
	Čas tréningu (h:min:s)	Čas tréningu (%)	Čas tréningu (h:min:s)	Čas tréningu (%)	Čas tréningu (h:min:s)	Čas tréningu (%)
AlexNet	00:08:41	6,74	00:41:51	32,49	02:08:49	100
GoogLeNet	01:04:26	16,77	02:29:51	39,00	06:24:15	100
VGG-16	Nedostatočná pamäť GPU		14:13:03	23,30	61:01:02	100
ResNet-50	Nedostatočná pamäť GPU		06:52:17	30,72	22:21:47	100

Priemerný čas tréningu konvolučnej neurónovej siete AlexNet je 59 minút 47 sekúnd, GoogLeNet je 3 hodiny 19 minút 43 sekúnd, ResNet-50 je 14 hodín, 37 minút 2 sekundy a VGG-16 je 37 hodín 37 minút 3 sekundy. Konvolučná neurónová sieť AlexNet má najkratší čas tréningu. GoogLeNet sa trénuje dlhšie o 334 % ako AlexNet, ResNet-50 o 1467 % ako AlexNet a VGG-16 o 3775 % dlhšie ako AlexNet. Na tréning fotografii v hlavnom experimente sme použili CNN AlexNet a GoogLeNet.

Hlavný experiment – rozpoznávanie druhu elektrického kábla

V tabuľke 20 uvádzame časy tréningu konvolučnej neurónovej siete AlexNet, ktorá rozpoznávala jednotlivé druhy elektrických káblov s triedou reakcie na oheň a elektrických káblov bez stanovenej triedy reakcie na oheň. Čas tréningu pre rozsah 5. až 15 minúty bol 1 hodina 59 minút 50 sekúnd. Presnosť testu bola 98,83 %. V rozsahu 7. až 12. minúty bol čas tréningu 51 minút 31 sekúnd a presnosť testu bola 98,66 %.

Tabuľka 4: Rozpoznanie elektrických káblov CNN AlexNet

Označenie	Čas tréningu (h:min:s)	Rýchlosť tréningu (-)	Test (%)	Validácia (%)
A_5-15	01:59:50	0,001	98,83	99,74
A_7-12	00:51:31	0,001	98,66	99,48

V tabuľke 21 prezentujeme výsledky porovnania počtu fotografií správne rozpoznávaných elektrických káblov rozsahu 5. až 15. minúty. Najpresnejšie bol rozpoznávaný N2XH-J 3x1,5 RE FE 180/PS 60 - ELKOND 2019. Elektrický kábel dosiahol presnosť 100 % a CNN AlexNet správne rozpoznala 537 zo 537 fotografií. Najmenšiu presnosť dosiahol PRAFlaDur J3x1,5 RE PH120-R, PS 15, PS 60 RE B2_{ca} (s1, d1, a1) – 2022 a presnosť bola 97,39 %. CNN AlexNet správne rozpoznala 523 zo 537 fotografií. Celkovo neurónová sieť rozpoznala správne 5307 zo 5370 fotografií a dosiahla presnosť 98,83 %.

Tabuľka 5: Porovnanie elektrických káblov CNN AlexNet_5-15

Elektrický kábel	Počet správnych fotografií (ks)/celkový počet fotografií (ks)	Test (%)
CHKE-R J3x1,5 B2 _{ca} (s1, d1, a1) VUKI 2021	527/537	98,14
CHKE-R J3x1,5 B2 _{ca} (s1, d1, a1) VUKI 2022	536/537	99,81
CHKE-V J3x1,5 B2 _{ca} (s1, d1, a1) PS 90 VUKI 2022	534/537	99,44
CXKE-R J3X1,5 VUKI 2022	530/537	98,70
N2XH-J 3X1,5 RE ELKOND 2022	535/537	99,63
N2XH-J 3X1,5 RE FE 180/PS 60, EKOND 2019	537/537	100
N2XH-J 3X1,5 RE VUKI 2021	530/537	98,70
PRAFlaDur J3x1,5 RE PH120-R, PS 15, PS 60 RE B2 _{ca} (s1, d1, a1) PRAKAB 2022	523/537	97,39
PRAFlaSafe X J3x1,5 RE B2 _{ca} (s1, d1, a1) PRAKAB 2022	531/537	98,88
VK-UIC-V 1X2X0,75 VUKI 2018	524/537	97,58
Celkový počet	5307/5370	98,83

V tabuľke 22 prezentujeme výsledky porovnania počtu fotografií správne rozpoznávaných jednotlivých elektrických káblov rozsahu 7. až 12. minúty. Najpresnejšie boli rozpoznané dva elektrické káble CXKE-R J3x1,5 -VUKI 2022 a VK-UIC-V 1x2x0,75 – VUKI 2018. Obidva elektrické káble dosiahli presnosť 100 % a CNN AlexNet správne rozpoznala 268 zo 268 fotografií. Najmenšiu presnosť dosiahol PRAFlaSafe X J3x1,5 RE B2_{ca} (s1, d1, a1) - 2022 a presnosť bola 91,80 %. CNN AlexNet správne rozpoznala 246 zo 268 fotografií. Celkovo neurónová sieť rozpoznala správne 2644 zo 2680 fotografií a dosiahla presnosť 98,86 %.

Tabuľka 6: Porovnanie elektrických káblov CNN AlexNet_7-12

Elektrický kábel	Počet správnych fotografií (ks)/celkový počet fotografií (ks)	Test (%)
CHKE-R J3x1,5 B2 _{ca} (s1, d1, a1) VUKI 2021	267/268	99,63
CHKE-R J3x1,5 B2 _{ca} (s1, d1, a1) VUKI 2022	263/268	98,13
CHKE-V J3x1,5 B2 _{ca} (s1, d1, a1) PS 90 VUKI 2022	265/268	98,81
CXKE-R J3X1,5 VUKI 2022	268/268	100
N2XH-J 3X1,5 RE ELKOND 2022	267/268	99,63
N2XH-J 3X1,5 RE FE 180/PS 60, EKOND 2019	268/268	100
N2XH-J 3X1,5 RE VUKI 2021	265/268	98,81
PRAFlaDur J3x1,5 RE PH120-R, PS 15, PS 60 RE B2 _{ca} (s1, d1, a1) PRAKAB 2022	267/268	99,63
PRAFlaSafe X J3x1,5 RE B2 _{ca} (s1, d1, a1) PRAKAB 2022	246/268	91,80
VK-UIC-V 1X2X0,75 VUKI 2018	268/268	100
Celkový počet	2644/2680	98,66

Ak konvolučná neurónová sieť nesprávne rozpoznala elektrické káble, pri ktorých môžeme uvažovať, že majú podobné, alebo rovnaké materiálové zloženie ako v prípade dvojice elektrických káblov CHKE-R J3x1,5 B2_{ca} (s1, d1, a1) VUKI 2021, CHKE-R J3x1,5

B2_{ca} (s1, d1, a1) VUKI 2022 a dvojice elektrických káblov PRAFlaDur J3x1,5 RE PH120-R, PS 15, PS 60 RE B2_{ca} (s1, d1, a1) PRAKAB 2022 a PRAFlaSafe X J3x1,5 RE B2_{ca} (s1, d1, a1) PRAKAB 2022 môžeme to považovať za správne vyhodnotenie, pretože horia rovnaké materiály. Tak isto to môžeme považovať za správne vyhodnotenie, ak sa nesprávne vyhodnotili typy elektrických káblov s rovnakou triedou reakcie na oheň, ak sú rovnakí výrobcovia a aj rôzni výrobcovia elektrických káblov. Ak konvolučná neurónová sieť vyhodnotila nesprávne elektrické káble s rôznou triedou reakcie na oheň, môže to znamenať nasledujúce:

- a) horia rovnaké, alebo podobne zložené materiály,
- b) konvolučná neurónová sieť rozpoznala uchytenie elektrických káblov, označenie elektrických káblov (potlač).

Namazov vo svojej práci (Namazov, et al., 2018) dosiahol pri rozpoznávaní plameňa z množstva iných horiacich predmetov či budov konvolučnými neurónovými sieťami AlexNet 93,41 %, ResNet 93,91 %, DenseNet 94,66% a upravená neurónová sieť VGG Net 94,85 (Namozov, et al., 2018). Li v práci (Li, et. Al.,2020) pri rozpoznávaní plameňa konvolučnými neurónovými sieťami dosiahla Faster-RCN 84,9 %, R-FCN 83,3 %, SSD 82,8 % a YOLO v3 87,8 % (Li, et al., 2020). Naše výsledky rozpoznania triedy reakcie na oheň sú v dobrej zhode s prácami autorov.

Hlavný experiment – predikcia triedy reakcie na oheň elektrických káblov B2_{ca}

V tabuľke 23 sme porovnali časy tréningu neurónovej siete AlexNet vo vybraných intervaloch horenia elektrických káblov, ktorá sa trénovala na predikciu triedy reakcie na oheň elektrických káblov B2_{ca}. Sú uvedené dosiahnuté presnosti rozpoznania natrénovaných elektrických káblov a nenatrénovaných elektrických káblov. Pri nenatrénovaných kábloch sme použili 15 a 50 % získaných fotografií. Najlepšie výsledky dosiahla CNN AlexNet v rozsahu 5-15 minút pri skupine 2 a 3. Pri natrénovaných fotografiách dosiahli porovnateľné výsledky 99,57 a 99,58 %. Pri nenatrénovaných fotografiách najlepšie predikovala v skupine 2. Dodatočný test (15%) mal presnosť 76,26 % a dodatočný test (50%) mal presnosť 76,16 %. Najlepšie výsledky dosiahla CNN AlexNet v rozsahu 7-12 minút pri skupine 2. Pri natrénovaných fotografiách dosiahla výsledok 99,63 %. Pri nenatrénovaných fotografiách najlepšie predikovala v skupine 2. Dodatočný test (15%) mal presnosť 93,95 % a dodatočný test (50%) mal presnosť 93,99 %. Výsledky predikcie triedy reakcie na oheň CNN GoogLeNet v rozsahu 5-15 minúty v skupine 2 sú nasledujúce. Test má presnosť 98,73 %. Dodatočný test (15%) mal presnosť 76,02 % a dodatočný test (50%) mal presnosť 76,05 %.

Tabuľka 7: Predikcia triedy reakcie na oheň elektrických káblov s AlexNet a GoogLeNet

Označenie	Čas tréningu (h:min:s)	Rýchlosť učenia (-)	Test (%)	dodatočný test (15 %)	dodatočný test (50 %)	Validácia (%)
A_5-15_1	01:59:22	0,001	97,84	-	-	98,44
A_5-15_2	01:04:11	0,001	99,57	76,26	76,16	98,98
A_5-15_3	00:40:09	0,001	99,58	69,46	70,06	98,42
A_7-12_1	00:51:59	0,001	99,26	-	-	99,52
A_7-12_2	00:29:33	0,001	99,63	93,95	93,99	99,07
A_7-12_3	00:19:00	0,001	99,44	87,72	86,57	99,26
G_5-15_2	14:01:40	0,001	98,73	76,02	76,05	98,52

Výsledky ukázali, že nami natrénovaná CNN AlexNet dokázala predikovať triedu reakcie na oheň elektrických káblov B2_{ca} pri nenatrénovaných elektrických kábloch s presnosťou 93,99 %.

Wang, et. al., 2022 vytvoril metodiku predpovedania priebehu HRR z fotografií rôznych požiarnych scenárov a použitím CNN VGG-16. Pri predikcii natrénovanej konvolučnej siete tiež dosiahol porovnateľné výsledky. VGG-16 predpovedala trend vývoja HRR s presnosťou 68 % až 97 %. Presnosť predpovedania pri natrénovanej CNN AlexNet triedy reakcie na oheň elektrických káblov bola v rozsahu 97,84 % až 99,63 %. Presnosť našich výsledkov sú dobre porovnateľné s touto prácou.

Predikcia triedy reakcie na oheň elektrických káblov B2_{ca} konvolučnými neurónovými sieťami sa skúmala prvýkrát. Metodiku predikcie triedy reakcie na oheň elektrických káblov sme skúšali s desiatimi druhmi elektrických káblov. Päť druhov elektrických káblov patrilo do triedy s reakciou na oheň B2_{ca} a päť druhov elektrických káblov bez deklarovanej triedy reakcie na oheň. Výsledky ukázali, že nami natrénovaná CNN AlexNet dokázala predikovať triedu elektrických káblov B2_{ca} pri nenatrénovaných elektrických kábloch s presnosťou 93,99 %.

V budúcnosti možno rozšíriť tréning konvolučných neurónových sietí o iné typy tried reakcie na oheň elektrických káblov a upraviť testovaciu komoru pre potreby montáže iných druhov elektrických káblov.

Návrh limitných hodnôt pre klasifikáciu elektrického kábla do triedy reakcie na oheň B2_{ca}

Zo skúšky a výsledkov merania HRR v upravenej komore kónického kalorimetra pri tepelnom toku metánového horáka 5 kW môžeme navrhnúť nasledujúce limitné hodnoty pre klasifikáciu elektrického kábla do triedy reakcie na oheň B2_{ca}:

- maximálna hodnota rýchlosti uvoľňovania tepla pHRR: $2,12 \pm 0,6606$ kW,
- celkové uvoľnené teplo THR: $0,62 \pm 0,1920$ MJ,

- FIGRA: $0,15 \pm 0,0003 \text{ kW}\cdot\text{s}^{-1}$,
- MARHE: $0,43 \pm 0,2207 \text{ kW}\cdot\text{s}^{-1}$.

Návrh kritérií pre tréning konvolučných neurónových sietí

Z výsledkov spracovania konvolučnej neurónovej siete AlexNet môžeme navrhnúť nasledujúce kritériá pre použitie tréningu konvolučných neurónových sietí pre predikciu triedy reakcie na oheň B2_{ca}:

- použitie fotografií nasnímaných v rozsahu 7. až 12. minúta,
- odporúčané nastavenia fotoaparátu typu zrkadlovka s APS-C čipom:
 - ISO 400, svetelnosť objektívu f/4, čas expozície 1/640 s, rozlíšenie fotografie 720 x 480 px, rýchlosť snímania 3 sn./s.

PRÍNOSY PRE VEDU, PEDAGOGIGU A PRAX

Hlavným prínosom práce pre vedu je vytvorenie metodiky, ktorá predikuje triedu reakcie na oheň B2_{ca} elektrického kábla z fotografie plameňa. Skúmané konvolučné neurónové siete AlexNet a GoogLeNet pri predikovaní triedy reakcie na oheň B2_{ca} z elektrických káblov s deklarovanou triedou reakcie na oheň a elektrických káblov bez deklarovanej triedy reakcie na oheň B2_{ca}, dosiahli v hlavnom experimente 99,63 % presnosť. Potvrdila sa hypotéza o vhodnosti použitia konvolučných neurónových sietí na predikovanie triedy reakcie na oheň, preto bude pokračovať výskum neurónových sietí na Ústave integrovanej bezpečnosti MTF STU.

Dosiahnuté výsledky v predkladanej dizertačnej práci budú využité pri výučbe predmetov, ktoré budú zamerané na požiarne inžinierstvo. Dizertačnú prácu môžu použiť ako rozširujúci študijný materiál. Na tému dizertačnej práce môžu nadviazať ďalšie záverečné práce na druhom a treťom stupni vysokoškolského štúdia.

Prínos dizertačnej práce pre prax tkvie v tom, že pri rozpoznávaní triedy reakcie na oheň elektrických káblov sme využili konvolučné neurónové siete. Ich využitím sa znižujú náklady na vykonanie skúšok elektrických káblov. Ide o nenáročnú, rýchlu a lacnú metódu, ktorá umožní častejšie kontrolovanie vyrobených elektrických káblov. Metóda by dokázala zachovať konkurencie schopnosť výrobných závodov na domácom a aj svetovom trhu výroby a predaja elektrických káblov. Pri skúške sa znižuje potrebné množstvo vzorky a tým sa znižuje množstvo emisie CO, CO₂ a spotreba kyslíka. Navrhovaná metodika môže používať zariadenie, ktoré by bolo umiestnené iba pod odsávacím zariadením. V skúšobnom zariadení by nebolo potrebné používať analyzátory spalín, napríklad drierite, ktorý sa používa v kónickom kalorimetri ako indikátor vlhkosti. Drierite je pri vdýchnutí karcinogénna látka. Teda naša metodika môže zvýšiť ochranu zdravia zamestnancov a aj zvýšiť ochranu životného prostredia.

ZÁVER

V dnešnej dobe sa stavia veľké množstvo nových budov na kancelárske, výrobné účely a v neposlednom rade sa stavajú nové bytové jednotky. V týchto stavbách sa zvyšujú nároky na energetickú sieť a jej rozvody. Za rozvody elektrickej energie považujeme elektrické káble. V budovách používame viac elektrických zariadení, čo nám viac zaťažuje prenosovú sústavu elektrickej siete (elektrické káble). Zvyšuje sa tak možnosť požiarov v stavebných priestoroch. Preto je vhodné používať elektrické káble s deklarovanou triedou reakcie na oheň B2_{ca} a elektrické káble s funkčnou odolnosťou PS. Certifikovanie elektrických káblov na danú triedu reakcie na oheň súčasnými metódami a technickými normami nám nadmerne zvyšuje náklady na výrobu elektrických káblov.

Vytvorili sme jedinečnú metodiku na overovanie požiarnych vlastností elektrických káblov pre triedu reakcie na oheň B2_{ca}. Metodika sa zaobíde bez použitia technicky náročných zariadení. Metodika bude výrobcom znižovať ich náklady na certifikovanie elektrických káblov a zaisť konkurencieschopnosť na trhoch výrobou a predajom elektrických káblov.

ZOZNAM POUŽITÉJ LITERATÚRY

ANWAR, AQEEL. 2019. DIFFERENCE BETWEEN ALEXNET, VGGNET, RESNET, AND INCEPTION. TOWARDS DATA SCIENCE. [ONLINE] JÚN 07, 2019. [CITED: 05 05, 2022.] [HTTPS://TOWARDSDATASCIENCE.COM/THE-W3H-OF-ALEXNET-VGGNET-RESNET-AND-INCEPTION-7BAAAECCCC96](https://towardsdatascience.com/the-w3h-of-alexnet-vggnet-resnet-and-inception-7baaaecccc96).

ASOCIACE VÝROBCŮ KABELŮ A VODIČŮ. 2017. KABELY PODLE NOVÉHO NAŘIZENÍ O STAVEBNÍCH VÝROBCÍCH (CPR) - KABELY S NÍZKYM RIZIKEM V PŘÍPADE POŽÁRU ZVYŠUJÍ ÚROVEŇ BEZPEČNOSTI V PŘÍPADE POŽÁRU. [ONLINE] MÁJ 2017. [CITED: MÁJ 16, 2020.] [HTTPS://VYROBCIKABELU.CZ/WP-CONTENT/UPLOADS/2017/08/CPR-KABELY-PODLE-NA%C5%99%C3%ADZEN%C3%AD-O-STAVEBN%C3%ADCH-V%C3%BDROBC%C3%ADCH.PDF](https://vyrobcikabelu.cz/wp-content/uploads/2017/08/CPR-KABELY-PODLE-NA%C5%99%C3%ADZEN%C3%AD-O-STAVEBN%C3%ADCH-V%C3%BDROBC%C3%ADCH.PDF).

ASOCIÁCIA VÝROBCOV KÁBLOV A VODIČOV ČR A SR. [HTTPS://WWW.VYROBCIKABELU.CZ/SK](https://www.vyrobcikabelu.cz/sk). [ONLINE] [DÁTUM: 16. JANUÁR 2020.] [HTTPS://WWW.VYROBCIKABELU.CZ/WP-CONTENT/UPLOADS/2018/01/05.PNG](https://www.vyrobcikabelu.cz/wp-content/uploads/2018/01/05.png).

BHATTACHARYYA, DEBES, SUBASINGHE, ARUNA AND KIM, NAM KYEUN. 2015. NATURAL FIBERS: THEIR COMPOSITES AND FLAMMABILITY CHARACTERIZATIONS. MULTIFUNCTIONALITY OF POLYMER COMPOSITES II. 2015, 4, PP. 102 - 143. DOI:10.1016/B978-0-323-26434-1.00004-0 .

CANON SLOVAKIA. 2022. CANON EOS 2000D - TECHNICKÉ PARAMETRE. [ONLINE] 2022. [DÁTUM: 06. MÁJ 2022.] [HTTPS://WWW.CANON.SK/CAMERAS/EOS-2000D/SPECIFICATIONS/](https://www.canon.sk/cameras/eos-2000d/specifications/).

DUNNINGS, ANDREW J. AND BRECKON, TOBY P. 2018. EXPERIMENTALLY DEFINED CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK ARCHITECTURE VARIANTS FOR NON-TEMPORAL REAL-TIME FIRE DETECTION. 2018 25TH IEEE INTERNATIONAL CONFERENCE ON IMAGE PROCESSING. 2018.

ELEKTROPRŮMYSL.CZ. 2011 - 2020. [ONLINE] 2011 - 2020. [DÁTUM: 16. JANUÁR 2020.]

[HTTPS://WWW.ELEKTROPRUMYSL.CZ/IMAGES/STORIES/KATEGORIE/KABELY_A_VODICE/PRAKAB/ZKUSEBNI_METODY_PRAKAB_5.JPG](https://www.elektroprumysl.cz/images/stories/kategorie/kabely_a_vodice/prakab/zkusebni_metody_prakab_5.jpg). SSN 2571-0761.

ELKOND HHK, A.S. 2019. KATALÓG VÝROBKOV. [ONLINE] 2019. [DÁTUM: 16. MÁJ 2020.] [HTTP://ELKOND.SK/KATALOG/KATALOG_ELKOND.PDF](http://elkond.sk/katalog/katalog_elkond.pdf).

GALLO, E., ET AL. 2017. ASSESSING THE REACTION TO FIRE OF CABLES BY A NEW BENCH-SCALE METHOD. FIRE AND MATERIALS, FIRE MATER. 2017, 41, PP. 768-778.

HOPKINS JR., D AND QUINTIERE, J.G. 1996. MATERIAL FIRE PROPERTIES AND PREDICTIONS FOR THERMOPLASTICS. FIRE SAFETY JOURNAL. 1996, VOL. 3, 26, PP. 241 - 268.

ISO 5660-1:2015/AMD 1:2019. ISO 5660-1:2015/AMD 1:2019 REACTION-TO-FIRE TESTS — HEAT RELEASE, SMOKE PRODUCTION AND MASS LOSS RATE — PART 1: HEAT RELEASE RATE (CONE CALORIMETER METHOD) AND SMOKE PRODUCTION RATE (DYNAMIC MEASUREMENT) - AMENDMENT 1.

ISO 5660-2:2002. ISO 5660-2:2002 REACTION-TO-FIRE TESTS - HEAT RELEASE, SMOKE PRODUCTION AND MASS LOSS RATE - PART 2: SMOKE PRODUCTION RATE (DYNAMIC MEASUREMENT).

KORITINA, PETR. 2019. RECENZE ZRCADLOVKY CANON EOS 2000D. [ONLINE] 18. MAREC 2019. [DÁTUM: 06. MÁJ 2022.] [HTTPS://WWW.FOTOAPARAT.CZ/CLANEK/2464/RECENZE-ZRCADLOVKY-CANON-EOS-2000D/](https://www.fotoaparát.cz/clanek/2464/recenze-zrcadlovky-canon-eos-2000d/).

KRIZHEVSKY, ALEX, SUTSKEVER, ILYA AND HINTON, GEOFFREY E. 2017. IMAGENET CLASSIFICATION WITH DEEP CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORKS. COMMUNICATIONS OF THE ACM. JUNE 2017, VOL. 60, 6, PP. 84-90.

KULČÁR, LADISLAV AND PINTÉR, TEODOR. 2006. NUMERICKÉ A ŠTATISTICKÉ METÓDY V ASTRONÓMII. HURBANOVO: SLOVENSKÁ ÚSTREDNÁ HVEZDÁREŇ V HURBANOVE, 2006. P. 156. ISBN 80-85221-54-3.

LI, PU AND ZHAO, WANGDA. 2020. IMAGE FIRE DETECTION ALGORITHMS BASED ON CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORKS. CASE STUDIES IN THERMAL ENGINEERING. 2020, 19.

MAGALIE, CARCILO, ET AL. 2018. FIRE BEHAVIOUR OF ELECTRICAL CABLES IN CONE CALORIMETER: INFLUENCE OF CABLES STRUCTURE AND LAYOUT. FIRE SAFETY JOURNAL. 2018, 99, PP. 12-21.

MARTINKA, JOZEF AND BALOG, KAROL. 2014. POŽIARNE INŽINIERSTVO. TRNAVA: SLOVENSKÁ TECHNICKÁ UNIVERZITA, MATERIÁLOVOTECHNOLOGICKÁ FAKULTA SO SÍDLOM V TRNAVE, 2014. ISBN 978-80-8096-203-6.

MARTINKA, JOZEF. 2022. FIRE HAZARDS OF ELECTRICAL CABLES. [ED.] JAMES A. MILKE. S.L. : SPRINGER/SPRINGERBRIEFS IN FIRE, 2022. P. 118. ISSN 2193-6609.

MARTINKA, JOZEF. 2021. NEURAL NETWORKS FOR WOOD SPECIES RECOGNITION INDEPENDENT OF THE COLOUR TEMPERATURE OF LIGHT. NOVEMBER 2021, 79, PP. 1645–1657.

MARTINKA, JOZEF. 2015. REAKCIA MATERIÁLOV NA OHEŇ A ZISŤOVANIE PRÍČIN. TRNAVA: MATERIÁLOVOTECHNOLOGICKÁ FAKULTA STU SO SÍDLOM V TRNAVE, 2015. P. 144. ISBN 978-80-8096-217-3.

MARTINKA, JOZEF, ET AL. 2019. A NEW APPROACH TO THE ASSESSMENT OF THE REDUCTION IN VISIBILITY CAUSED BY FIRES OF ELECTRICAL CABLES. 2019, VOL. 44, 5.

MARTINKA, JOZEF, ET AL. 2018. ASSESING THE FIRE RISK OF ELECTRICAL CABLES USING A CONE CALORIMETER. [ED.] AKADÉMIAI KIADÓ. JOURNAL OF THERMAL ANALYSIS AND - AN INTERNATIONAL FORUM FOR THERMAL. 2018, VOL. 113, 3.

MARTINKA, JOZEF, NEČAS, ALEŠ AND RANTUCH, PETER. 2021. THE RECOGNITION OF SELECTED BURNING LIQUIDS BY CONVOLUTIONAL NEURAL.

JOURNAL OF THERMAL ANALYSIS AND CALORIMETRY. JUNE 23, 2021, 147, PP. 5787-5799.

MEINIER, ROMAIN, ET AL. 2018. FIRE BEHAVIOR OF HALOGEN-FREE FLAME RETARDANT ELECTRICAL CABLES WITH CONE CALORIMETER. 2018, 342, PP. 306-316.

MESSER. 2022. METHANE. [ONLINE] 22. APRÍL 2022. [DÁTUM: 05. MÁJ 2022.] [HTTPS://WWW.SIGMAALDRICH.COM/DEEPWEB/ASSETS/SIGMAALDRICH/PRODUCT/DOCUMENTS/264/502/769126BUL.PDF](https://www.sigmaaldrich.com/deepweb/assets/sigmaaldrich/product/documents/264/502/769126BUL.PDF).

MODELLING TIME SERIES. **OSTERTAGOVÁ, EVA. 2010.** 2010, THE13TH INTERNATIONAL SCIENTIFIC CONFERENCE TRENDS AND INNOVATIVE APPROACHES IN BUSINESS PROCESSES “2010”.

MOU, LILI AND JIN, ZHI. 2018. TREE-BASED CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORKS. PRINCIPLES AND APPLICATIONS. S.L.: SPRINGER/SPRINGERBRIEFS IN COMPUTER SCIENCE, 2018. PP. XV, 96. ISSN 2191-5776.

NAMOZOV, ABDULAZIZ AND CHO, YOUNG IM. 2018. AN EFFICIENT DEEP LEARNING ALGORITHM FOR FIRE AND SMOKE DETECTION WITH LIMITED DATA. ADVANCES IN ELECTRICAL AND COMPUTER ENGINEERING. NOVEMBER 30, 2018, VOL. 18, 4, PP. 121-128.

OSVALD, ANTON, ET AL. 2009. HODNOTENIE MATERIÁLOV A KONŠTRUKCIÍ PRE POTREBY PROTIPOŽIARNEJ OCHRANY. ZVOLEN: TECHNICKÁ UNIVERZITA VO ZVOLENE, DREVÁRSKA FAKULTA, KATEDRA PROTIPOŽIARNEJ OCHRANY, 2009. ISBN 978-80-228-2039-4.

PRAKAB PRAŽSKÁ KABELOVNA. 2022. PRAFLADUR. [ONLINE] 2022. [DÁTUM: 05. 05 2023.] [HTTPS://WWW.PRAKAB.CZ/UPLOAD/DATASHEETCZ2019/OHNIODOLNE_A_OHEN_RETARDUJICI/CZTYPY/BEZHALOGENOVE_SILOVE_KABELY_DO_0.6_1KV_OHNIODOLNE_S_TRIDOU_B2CA_S1D1A1/PRAFLADUR.PDF](https://www.prakab.cz/upload/datasheetcz2019/ohniiodolne_a_ohnen_retardujici/cztypy/bezhalogenove_silove_kabely_do_0.6_1kv_ohniiodolne_s_tridou_b2ca_s1d1a1/prafladur.pdf).

PRAKAB PRAŽSKÁ KABELOVNA. 2022. PRAFLASAFE X. [ONLINE] 2022. [DÁTUM: 05. 05 2023.] [HTTPS://WWW.PRAKAB.CZ/UPLOAD/DATASHEETCZ2019/OHNIODOLNE_A_OHEN_RETARDUJICI/CZTYPY/BEZHALOGENOVE_SILOVE_KABELY_DO_0.6_1KV_OHEN_N_RETARDUJICI_S_TRIDOU_B2CA S1D1A1/PRAFLASAFE_X.PDF.](https://www.prakab.cz/upload/datasheetcz2019/ohni odolne_a_ohnen_retardujici/cztypy/bezhalogenove_silove_kabely_do_0.6_kv_ohnen_retardujici_s_tridou_b2ca_s1d1a1/praflasafe_x.pdf)

RENCHER, ALVIN C. 2002. DISCRIMINANT ANALYSIS: DESCRIPTION OF GROUP SEPARATION. [BOOK AUTH.] ALVIN C RENCHER. [ED.] INC JOHN WILEY & SONS. METHODS OF MULTIVARIATE ANALYSIS. DRUHÁ. S.L. : BRIGHAM YOUNG UNIVERSITY, 2002, 8, PP. 270 - 298.

ROZVOD ELEKTRICKEJ ENERGIE. 2007. ROZVOD ELEKTRICKEJ ENERGIE. [ONLINE] 2007. [DÁTUM: 20. JANUÁR 2020.] [HTTP://WWW.KVES.UNIZA.SK/KVESNEW/DOKUMENTY/PER/DOKUMENTY/REE.PDF.](http://www.kves.uniza.sk/kvesnew/dokumenty/per/dokumenty/ree.pdf)

SHARMA, NEHA, JAIN, VIBHOR AND MISHRA, ANJU. 2018. AN ANALYSIS OF CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORKS FOR IMAGE CLASSIFICATION. S.L. : SCIEDIRECT, 2018, PP. 377-384.

SILOVÉ BEZHALOGÉNOVÉ KÁBLE /CXKE-R, CHKE-R. 2015. 1. SILOVÉ KÁBLE / 1.1 SILOVÉ BEZHALOGÉNOVÉ KÁBLE /CXKE-R, CHKE-R. [ONLINE] 2015. [DÁTUM: 05. 05 2023.] [HTTPS://WWW.VUKI.SK/FILES/TECHNICKE_LISTY/CXKE-R-CHKE-R.PDF.](https://www.vuki.sk/files/technicke_listy/cxke-r-chke-r.pdf)

SILOVÉ BEZHALOGÉNOVÉ KÁBLE/ C(L)HKE-V B2CA (S1,D1,A1). 2015. 1. SILOVÉ KÁBLE / 1.1 SILOVÉ BEZHALOGÉNOVÉ KÁBLE/C(L)HKE-V B2CA (S1,D1,A1) PS30,60,90. [ONLINE] 2015. [DÁTUM: 05. 05 2023.] [HTTPS://WWW.VUKI.SK/FILES/TECHNICKE_LISTY/C-L-HKE-V-B2CA-S1-D1-A1-PS30-60-90.PDF.](https://www.vuki.sk/files/technicke_listy/c-l-hke-v-b2ca-s1-d1-a1-ps30-60-90.pdf)

SILOVÉ BEZHALOGÉNOVÉ KÁBLE/ CHKE-R B2CA (S1,D1,A1). 2015. 1. SILOVÉ KÁBLE/ 1.1 SILOVÉ BEZHALOGÉNOVÉ KÁBLE/ CHKE-R B2CA (S1,D1,A1). [ONLINE] 2015. [DÁTUM: 4. 12 2019.] [HTTPS://WWW.VUKI.SK/FILES/TECHNICKE_LISTY/CHKE-R-B2CA-S1-D1-A1-.PDF.](https://www.vuki.sk/files/technicke_listy/chke-r-b2ca-s1-d1-a1-.pdf)

SILOVÉ KÁBLE / 1.1 SILOVÉ BEZHALOGÉNOVÉ KÁBLE/N2XH. 2015. SILOVÉ KÁBLE / 1.1 SILOVÉ BEZHALOGÉNOVÉ KÁBLE/N2XH. [ONLINE] 2015. [DÁTUM: 05. 05 2022.] [HTTPS://WWW.VUKI.SK/FILES/TECHNICKE_LISTY/N2XH.PDF](https://www.vuki.sk/files/technicke_listy/n2xh.pdf).

STN 92 0203:2013. STN 92 0203:2013 POŽIARNA BEZPEČNOSŤ STAVIEB. TRVALÁ DODÁVKA ELEKTRICKEJ ENERGIE PRI POŽIARI.

STN 92 0205/Z1:2019. STN 92 0205/Z1:2019 SPRÁVANIE VÝROBKOV A KONŠTRUKCIÍ V POŽIARI. ZACHOVANIE FUNKČNEJ ODOLNOSTI KÁBLOVÝCH SYSTÉMOV. POŽIADAVKY, SKÚŠKY, KLASIFIKÁCIA A APLIKÁCIA VÝSLEDKOV SKÚŠOK. ZMENA 1.

STN EN 13501-6:2018. STN EN 13501-6:2018 KLASIFIKÁCIA POŽIARNÝCH CHARAKTERISTÍK STAVEBNÝCH VÝROBKOV A PRVKOV STAVIEB. ČASŤ 6: KLASIFIKÁCIA SILNOPRÚDOVÝCH, RIADIACICH A KOMUNIKAČNÝCH KÁBLOV VYUŽÍVAJÚCA ÚDAJE ZO SKÚŠOK REAKCIE NA OHEŇ.

STN EN 1716:2018. STN EN 1716:2018 SKÚŠKY REAKCIE VÝROBKOV NA OHEŇ. STANOVENIE CELKOVÉHO SPALNÉHO TEPLA (ISO 1716: 2010).

STN EN 50399/A1:2017. STN EN 50399/A1:2017 SPOLOČNÉ METÓDY SKÚŠOK KÁBLOV V PODMIENKACH POŽIARU. MERANIE UVOĽŇOVANIA TEPLA A TVORBY DYMU NA KÁBLOCH POČAS SKÚŠKY ŠÍRENIA PLAMEŇA. SKÚŠOBNÉ ZARIADENIA, POSTUPY, VÝSLEDKY.

STN EN 60332-1-1/A1:2016. STN EN 60332-1-1/A1:2016 SKÚŠKY ELEKTRICKÝCH A OPTICKÝCH KÁBLOV V PODMIENKACH POŽIARU. ČASŤ 1-1: SKÚŠKA SAMOSTATNÉHO IZOLOVANÉHO VODIČA ALEBO KÁBLA PROTI VERTIKÁLNEMU ŠÍRENIU PLAMEŇA. ZARIADENIE.

STN EN 60332-1-2/A12:2021. STN EN 60332-1-2/A12:2021 SKÚŠKY ELEKTRICKÝCH A OPTICKÝCH KÁBLOV V PODMIENKACH POŽIARU. ČASŤ 1-2: SKÚŠKA SAMOSTATNÉHO IZOLOVANÉHO VODIČA ALEBO KÁBLA PROTI VERTIKÁLNEMU ŠÍRENIU PLAMEŇA. POSTUP PRE 1 KW ZMIEŠANÝ PLAMEŇ.

STN EN 60332-1-3/A1:2016. STN EN 60332-1-3/A1:2016 SKÚŠKY ELEKTRICKÝCH A OPTICKÝCH KÁBLOV V PODMIENKACH POŽIARU. ČASŤ 1-3: SKÚŠKA SAMOSTATNÉHO IZOLOVANÉHO VODIČA ALEBO KÁBLA PROTI VERTIKÁLNEMU ŠÍRENIU PLAMEŇA. POSTUP NA URČENIE HORIACICH KVAPIEK/ČASTÍC.

STN EN 61034-1/A2:2020. STN EN 61034-1/A2:2020 MERANIE HUSTOTY DYMU PRI HORENÍ KÁBLOV ZA DEFINOVANÝCH PODMIENOK. ČASŤ 1: SKÚŠOBNÉ ZARIADENIE.

SZEGEDY, CHRISTIAN, ET AL. 2014. GOING DEEPER WITH CONVOLUTIONS. S.L. : COMPUTER VISION AND PATTERN RECOGNITION, 2014.

ŠENOVSKÝ, MICHAIL, ET AL. 2004. ZÁKLADY POŽÁRNÍHO INŽENÝRSTVÍ. [ED.] MICHAIL ŠENOVSKÝ. EDICE SPBI SPEKTRUM. OSTRAVA : SDRUŽENÍ POŽÁRNÍHO A BEZPEČNOSTNÍHO INŽENÝRSTVÍ, 2004. VOL. 38. ISBN: 80-86634-50-7.

VUKI, A.S. [ONLINE] [DÁTUM: 16. JANUÁR 2020.] [HTTPS://WWW.VUKI.SK/FILES/FOTOGRAFIE/FG1.JPG](https://www.vuki.sk/files/fotografie/fg1.jpg).

WANG, BIN, ET AL. 2018. EVOLVING DEEP CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORKS BY VARIABLE-LENGTH PARTICLE SWARM OPTIMIZATION FOR IMAGE CLASSIFICATION. [ONLINE] MAREC 2018. [HTTPS://WWW.RESEARCHGATE.NET/PUBLICATION/323867704](https://www.researchgate.net/publication/323867704).

WANG, FENGQIANG, ET AL. 2008. FIRE-RETARDANT AND SMOKE-SUPPRESSANT PERFORMANCE OF AN INTUMESCENT WATERBORNE AMINO-RESIN FIRE-RETARDANT COATING FOR WOOD. FRONT. FOR. CHINA 2008, 3(4). 2008, PP. 487 - 492.

WANG, ZILONG, ZHANG, TIANHANG AND HUANG, XINYAN. 2022. PREDICTING REAL-TIME FIRE HEAT RELEASE RATE BY FLAME IMAGES AND DEEP LEARNING. S.L. : PROCEEDINGS OF THE COMBUSTION INSTITUTE, 2022. PP. 1-9.

ZOZNAM PUBLIKÁCIÍ AUTORA

ADC Vedecké práce v zahraničných karentovaných časopisoch

MARTINKA, J. -- NEČAS, A. -- RANTUCH, P. The recognition of selected burning liquids by convolutional neural networks under laboratory conditions. *Journal of Thermal Analysis and Calorimetry*, s. 1--13.

Kómar, Ladislav -- Nečas, Aleš
Effect of cloud micro-physics on zenith brightness in urban environment. *Journal of Quantitative Spectroscopy & Radiative Transfer*, 302. s. 1--8.

ADE Vedecké práce v ostatných zahraničných časopisoch

BALOG, K. -- KUCMANOVÁ, A. -- BURANSKÁ, E. -- NEČAS, A. Bezpečné nakladanie so zapalovačmi ohňa. *Spektrum*, 20. s. 3--15.

ADF Vedecké práce v ostatných domácich časopisoch

MARTINKA, J. -- RANTUCH, P. -- WACHTER, I. -- ŠTEFKO, T. -- TRČKA, M. -- HLADOVÁ, M. -- NEČAS, A. -- SULOVÁ, J. Fire growth rate index as a key fire characteristic of electrical cables. *Vedecké práce MtF STU v Bratislave so sídlom v Trnave. Research papers Faculty of Materials Science and Technology Slovak University of Technology in Trnava*, 29. s. 81--90.

MARTINKA, J. -- RANTUCH, P. -- HLADOVÁ, M. -- SULOVÁ, J. -- NEČAS, A. -- BENKO, D. -- BALOG, K. Heat of combustion as the key fire characteristics of electrical cables. *Vedecké práce MtF STU v Bratislave so sídlom v Trnave. Research papers Faculty of Materials Science and Technology Slovak University of Technology in Trnava*, 27. s. 29--40.

NEČAS, A. -- MARTINKA, J. -- WACHTER, I. -- ŠTEFKO, T. -- HLADOVÁ, M. -- BENKO, D. -- BALOG, K. -- ŠEVČÍK, L. Impact of selected electrical cables slope on flame out time and flame spread. *Vedecké práce MtF STU v Bratislave so sídlom v Trnave. Research papers Faculty of Materials Science and Technology Slovak University of Technology in Trnava*, 27. s. 41--48.

HLADOVÁ, M. -- MARTINKA, J. -- RANTUCH, P. -- NEČAS, A. Review of spectrophotometric methods for determination of formaldehyde. *Vedecké práce MtF STU v Bratislave so sídlom v Trnave. Research papers Faculty of Materials Science and Technology Slovak University of Technology in Trnava*, 27. s. 105--120.

ADN Vedecké práce v domácich časopisoch registrovaných v databázach Web of Science alebo SCOPUS

NEČAS, A. -- MARTINKA, J. -- RANTUCH, P. -- WACHTER, I. -- ŠTEFKO, T. Impact of the electric cables installation on the ignition parameters of the spruce wood surface. *Wood Research*, 66. s. 732--745.

AFD Publikované príspevky na domácich vedeckých konferenciách

MARTINKA, J. -- NEČAS, A. -- RANTUCH, P. -- ŠTEFKO, T. -- WACHTER, I. Šírenie plameňa po povrchu riadiacich káblov. In BALOG, K. -- MARTINKA, J. -- ŠTEFKO, T. *Advances in Fire and Safety Engineering 2020*. Trnava: AlumniPress, 2020, s. 164--172. ISBN 978-80-8096-272-2.

GODOVČIN, P. -- NEČAS, A. -- KUCMANOVÁ, A. Vplyv aditív na rýchlosť odhorievania a dymivosť sviečok. In BALOG, K. -- MARTINKA, J. -- ŠTEFKO, T. *Advances in Fire and Safety Engineering 2020*. Trnava: AlumniPress, 2020, s. 33--39. ISBN 978-80-8096-272-2.

AFG Abstrakty príspevkov zo zahraničných vedeckých konferencií

Martinka, Jozef -- Rantuch, Peter -- Nečas, Aleš -- Bednáriková, Mária Zuzana Overenie triedy reakcie na oheň elektrických káblov neuronovými sieťami. In ŠENOVSKÝ, M. *Požární ochrana 2022: XXXI. ročník mezinárodní konference, 7. - 8. září 2022, Ostrava, ČR*. 1. vyd. Ostrava - Poruba : Sdružení požárního a bezpečnostního inženýrství, z.s., 2022, s. 59--61. ISBN 978-80-7385-256-6.

AGJ Patentové prihlášky, prihlášky úžitkových vzorov

MARTINKA, J. -- WACHTER, I. -- ŠTEFKO, T. -- KOBETIČOVÁ, H. -- NEČAS, A. -- HLADOVÁ, M. *Spôsob rozloženia vybraných zložiek dreva a iných lignocelulózových materiálov: prihláška úžitkového vzoru č. 204-2019, dátum podania prihlášky: 31.12.2019, stav: platný, zapísaný úžitkový vzor č. 8898, dátum oznámenia o zápise úžitkového vzoru: 02.10.2020, Vestník ÚPV SR č. 10/2020*. Banská Bystrica : Úrad priemyselného vlastníctva SR, 2020. 4 s.

MARTINKA, J. -- NEČAS, A. *Spôsob merania priemernej farby povrchu: prihláška patentu č. 57-2020, dátum podania prihlášky: 2.6.2020, stav: zverejnená patentová prihláška, dátum zverejnenia prihlášky: 7.12.2021, Vestník ÚPV SR č. 23/2021*. Banská Bystrica : Úrad priemyselného vlastníctva SR, 2021. 4 s.

MARTINKA, J. -- RANTUCH, P. -- NEČAS, A. *Spôsob identifikácie druhu horiacej látky /: prihláška patentu č. 58-2020, dátum podania prihlášky: 2.6.2020, stav: zverejnená patentová prihláška, dátum zverejnenia prihlášky: 20.12.2021, Vestník ÚPV SR č. 24/2021*. Banská Bystrica : Úrad priemyselného vlastníctva SR, 2021. 4 s.

Riešené projekty

APVV-16-0223 Progresívne svetovo unikátne metódy testovania elektrických káblov pre potreby posudzovania zhody a overovania nemennosti ich parametrov ako stavebných výrobkov.

Agentúra APVV vyhodnotila projekt „APVV-16-0223 Progresívne svetovo unikátne metódy testovania elektrických káblov pre potreby posudzovania zhody a overovania nemennosti ich parametrov ako stavebných výrobkov“ ako jeden z najúspešnejších v rámci výzvy VV2016.



KEGA – 001TU Z-4/2020 Implementácia progresívnych technológií, metód a foriem do vzdelávania v študijnom odbore Bezpečnostné vedy.

KEGA – 016STU-4/2021 Nové formy vzdelávania pre potreby riešenia krízových situácií (napr. COVID-19) s využitím umelej inteligencie.

SÚHRN

NEČAS, Aleš: *Vývoj progresívnych metód testovania elektrických káblov pre potreby posudzovania zhody a overovania nemennosti ich parametrov*, [Dizertačná práca] – Slovenská technická univerzita v Bratislave. Materiálovotechnologická fakulta so sídlom v Trnave, Ústav integrovanej bezpečnosti. Školiteľ: prof. Ing. Jozef Martinka, PhD. Trnava: MtF STU, 2023, 82 s.

Práca sa zaoberá progresívnymi metódami testovania elektrických káblov pre predikciu triedy reakcie na oheň. Stručne popisuje súčasné normy, ktoré sa používajú na stanovenie triedy reakcie na oheň elektrických káblov. V práci sú citované štúdie, ktoré sa zaoberajú popisovaním vlastností elektrických káblov s triedou reakcie na oheň B_{2ca}.

Praktická časť predkladanej dizertačnej práce sa zaoberá výberom a natrénovaním konvolučnej neurónovej siete pre predikciu triedy reakcie na oheň B_{2ca} elektrických káblov, porovnaním elektrických káblov s deklarovanou triedou reakcie na oheň B_{2ca} a elektrických káblov bez deklarovanej triedy reakcie na oheň B_{2ca}. Skúmali sa konvolučné neurónové siete AlexNet, ResNet-50, GoogLeNet a VGG-16. Ako vzorka bolo použitých päť elektrických káblov s deklarovanou triedou reakcie na oheň B_{2ca} (s1, d1, a1) a päť elektrických káblov bez deklarovanej triedy reakcie na oheň.

Kľúčové slová: konvolučné neurónové siete, AlexNet, ResNet-50, VGG-16, GoogLeNet, trieda reakcie na oheň elektrických káblov, kónický kalorimeter.

ABSTRACT

NEČAS, Aleš: *Development of progressive methods of testing electrical cables for the needs of conformity assessment and verification of the constancy of their parameters*, [Dissertation thesis] - Slovak University of Technology in Bratislava, Faculty of Materials Science and Technology in Trnava; Institute of Integrated Safety. Supervisor: Prof. Ing. Jozef Martinka, PhD. – Trnava: MTF STU, 2023, 82 pp.

This thesis deals with progressive methods of testing electrical cables to determine the reaction to fire class. It briefly describes the current standards used to determine the reaction to fire class of electrical cables. The paper cites studies that describe the properties of electrical cables with reaction to fire class B2_{ca}.

The practical part of the presented dissertation deals with the selection and training of a convolutional neural network for determining the reaction to fire class of electrical cables by comparing two fire reaction classes. The following convolutional neural networks AlexNet, ResNet-50, GoogLeNet and VGG-16 were investigated. Five types of electrical cables with declared fire reaction class B2_{ca} (s1, d1, a1) and five types of electrical cables without declared fire reaction class were used as samples.

Keywords: convolutional neural networks, AlexNet, ResNet-50, VGG16, GoogLeNet, fire reaction class of electric cables, cone calorimeter