

Tóth Attila,¹ Tóth Levente²

Videóalapú tűzérzékelés

Video-Based Fire Detection

Absztrakt

A tűzesetek jelentős veszélyt jelentenek az emberi életre és a vagyonbiztonságra, ezért a korai észlelés kulcsfontosságú a potenciális károk mérséklése szempontjából. A hagyományos tűzjelző rendszerek többnyire füstérzékelőkre vagy hőérzékelőkre támaszkodnak, amelyek viszont bizonyos esetekben (például bonyolult kialakítású, tagolt környezetben) nem képesek a keletkező tüzet megfelelő korai stádiumban észlelni. Az elmúlt évek technológiai fejlődése azonban új lehetőségeket nyitott meg ezen a területen. A mesterséges intelligencia (MI) és a videóanalitika integrálása ígéretes megoldásnak bizonyult a tűzjelzési képességek javítására. Az MI-alapú videóanalitika alkalmazása lehetővé teszi, hogy a rendszerek sokkal gyorsabban és pontosabban észleljék a tüzekeket, még azok korai stádiumában is. Az intelligens kamerák és a számítógépes látás technikáinak használata révén a tűzjelző rendszerek képesek felismerni a tűz különböző vizuális jeleit, mint például a füst, a lángok és a hőmérséklet-változások. A hagyományos tűzjelző rendszerekkel szemben az MI-alapú megoldások képesek folyamatosan tanulni és alkalmazkodni az új információkhoz, ami növeli az észlelés pontosságát, valamint az intelligens kamerák által gyűjtött adatok valós időben elemezhető, ami lehetővé teszi a gyorsabb reagálást és beavatkozást. Szintén a rendszernek köszönhetően képesek különbséget tenni a valódi veszélyforrások és az ártalmatlan jelenségek között, így csökkentve a téves riasztások számát. Ez a cikk részletesen vizsgálja az MI-alapú videóanalitika fejlődését és alkalmazását a tűzjelzés területén. Emellett bemutatja a jelenlegi kihívásokat és a jövőbeli fejlődési irányokat ebben a szegmensben, hogy jobban megérthessük az MI és a videóanalitika potenciálját a tűzjelzés terén.

Kulcsszavak: kamera, mesterséges intelligencia, videóanalitika, korai tűzérzékelés

¹ PhD tanársegéd, Nemzeti Közszolgálati Egyetem Rendészettudományi Kar Magánbiztonsági és Önkormányzati Rendészeti Tanszék, e-mail: toth.attila@uni-nke.hu

² PhD tanársegéd, Nemzeti Közszolgálati Egyetem Rendészettudományi Kar Magánbiztonsági és Önkormányzati Rendészeti Tanszék, e-mail: toth.levente@uni-nke.hu

Abstract

Fire incidents pose a significant threat to human life and property security, making early detection crucial for mitigating potential damage. Traditional fire alarm systems predominantly depend on smoke detectors or thermal sensors, which may be insufficient in certain scenarios (such as intricate, compartmentalised settings) to promptly detect the emerging fire. However, technological advancements in recent years have opened new possibilities in this field. The integration of artificial intelligence (AI) and video analytics has proven to be a promising solution for improving fire detection capabilities. The application of AI-based video analytics allows systems to detect fires much faster and more accurately, even in their early stages. By using smart cameras and computer vision techniques, fire alarm systems can identify various visual signs of fire, such as smoke, flames, and temperature changes. Unlike traditional fire alarm systems, AI-based solutions can continuously learn and adapt to new information, enhancing detection accuracy. Additionally, the data collected by smart cameras can be analysed in real-time, enabling quicker response and intervention. These systems can also distinguish between real threats and harmless phenomena, reducing the number of false alarms. This article examines in detail the development and application of AI-based video analytics in fire detection. It also presents the current challenges and future development directions in this field to better understand the potential of AI and video analytics in fire detection.

Keywords: camera, artificial intelligence, video analytics, early fire detection

Bevezetés

Az épületekben és környezetükben egyre több kamerát használunk. A kamerákat túlnyomórészt vagyonvédelmi vagy munkavédelmi, esetleg munkafolyamat ellenőrzése céljából telepítjük.³ A vagyonvédelmi rendszerek mellett használatosak a tűz megelőzési célra telepített tűzvédelmi jelzőrendszerek, amelyek a tűzvédelmi oltórendszerekkel együtt látják el rendeltetésüket.⁴ A tűzvédelmi jelzőrendszerek mellett különösen fontos az ipari környezetben, elsősorban tűzveszélyes és mérgező hatású veszélyes anyagok kimutatására szolgáló jelzőrendszerek alkalmazása is.⁵ E rendszereket telepíthetik épületeken belül, mint például a kereskedelmi és logisztikai raktárépületekben, vagy a technológiai környezetben az épületen kívül is.⁶ Az utóbbi években a technológiai fejlődés folytán előtérbe került e rendszerek egyszerűsítése és alkalmazásuk harmonizálása más célt szolgáló rendszerekkel. Utóbbiak lehetnek a vagyon- és munkavédelmi feladatok céljából telepített kamerarendszerek.

A felszerelt kamerák képeit emberek figyelik, akiknek a munkáját sok esetben különféle videóanalitikai eljárások támogatják.⁷ Napjainkban jellemzően különálló

³ TÓTH 2017.

⁴ ÉRCES–VASS 2018.

⁵ CIMER et al. 2021.

⁶ KÁTAI–URBÁN et al. 2023.

⁷ TÓTH 2018.

rendszereket telepítünk a fenti feladatokra. A rendszerek integrálásával és a felszerelt kamerák többcélú felhasználásával azonban jelentősen tudjuk csökkenteni a rendszerek összesített bekerülési költségét, a karbantartási költséget és az amortizációs költséget.

A kamerák többcélú felhasználása esetén a képeket figyelő emberek munkájának támogatása érdekében különféle videóanalitikai eljárások használata javasolt. Videóanalitikai eljárásokat használhatunk vagyonzvédelmi célból, munkavédelmi célból, vagy akár munkafolyamat ellenőrzése céljából. Joggal merül fel a kérdés, hogy hogyan alkalmazhatnánk az épületen belüli és az épület környezetét figyelő kamerák képi információit tűzvédelmi célokra. A CCTV⁸-kamerák által szolgáltatott képek tűzvédelmi célú alkalmazásának kutatása napjainkra kulcsfontosságú kutatási területté vált.⁹

A hagyományos rendszerek hátrányai

Az automatikus tűzjelző rendszerek napjainkban túlnyomórészt optikai füstérzékelőket, hőmaximum-, illetve hősebesség-érzékelőket, szén-dioxid-érzékelőket, valamint ezek kombinációit használják a keletkező tűz hatására egy pont környezetében megjelenő különféle anyagi közvetítésű tűzjellemzők érzékelésére. Anyagi közvetítésű tűzjellemzők az égés során keletkező különféle aeroszokok, füstszemcsék és a hőmérséklet-emelkedés. Nagyobb területeket több pontszerű érzékelő telepítésével vagy vonali érzékelők használatával tudunk védeni. A vonali érzékelők alkalmazásával nagyobb érzékenységet tudunk elérni, így akár nagyobb belmagasságú épületeket is tudunk védeni. Az anyagi közvetítésű tűzjellemzőknek az érzékelése azonban viszonylag lassú, mivel az aeroszokoknak, a füstszemcséknek és a szállított hőnek el kell érnie a mennyezetre szerelt érzékelőt, ráadásul olyan koncentrációban vagy olyan mértékű hőmérséklet-emelkedést produkálva, amely már eléri a jelzési küszöbszintet. Tovább ronthatják a jelzési sebességet a nem megfelelő helyre tervezett vagy helytelenül telepített automatikus érzékelők, valamint az utólagosan beépített épületgépészeti elemek, világítótestek, vagy akár az utólag beépített nagy méretű bútorok, tételválasztók, ventilátorok.

A kültéren keletkező tüzek jelzése különösen nehézkes, mivel rendkívül korlátozott a kültéri körülmények között alkalmazható automatikus érzékelők köre. A korábban felsorolt pontszerű érzékelők csak beltérben használhatók, mivel kültéren csak fedett helyre lehetne őket telepíteni, de a nyitott kültéri tárolókban kialakuló nagy hőmérséklet-ingadozás, por, pára téves jelzést okozhatnak. Kultéren általában lángérzékelőket, esetleg hőérzékelő kábeleket használhatunk tűzjelzésre. Ezek az eszközök azonban kizárólag lángfázisban képesek érzékelni a keletkező tüzet. Ez komoly problémát jelent, hiszen az emberélet megmentése és az anyagi károk minimalizálása érdekében kültéren is legkésőbb a füstképződés szakaszában kellene jeleznünk a keletkező tüzet. További probléma, hogy a füstérzékelők nem képesek megkülönböztetni a valódi

⁸ CCTV: Az angol *closed circuit television system* szavak kezdőbetűiből képzett rövidítés, ami zárt láncú televízió-rendszert jelent. Gyűjtőnéven így nevezünk azokat a kamerarendszereket is, amelyek távoli hozzáféréssel is rendelkeznek, ezért nem tekinthetők zárt láncúnak.

⁹ CHEONG-KO-NAM 2008.

tűzből származó füstreszecskéket és más forrásokból származó részecskéket, mint például a por vagy a sűrű vízgőz. Ez pedig magas téves riasztási eseményt produkál.¹⁰ A lángérzékelők másik hátránya, hogy egyes természeti jelenségek, mint például a villámlás vagy a szikra, téves riasztást okozhatnak. Problémát jelenthet még ezen kívül az érzékelők elkoszolódás miatti „vakulása”, amely rendszeres, gyakori karbantartással elkerülhető, azonban ez jelentősen megnöveli a rendszer üzemeltetési költségét.

MI-alapú videóanalitika a tűzjelzéshez

Az automatikus tűzjelző rendszerekkel szemben a CCTV-rendszer kameráinak tűzérzékelésre történő felhasználása nagymértékben növelheti a tűzbiztonságot. A kameraképek elemzésével sokkal rövidebb idő alatt észlelhető a keletkező tűz, mivel az égéskor keletkező különféle tűzjellemzőknek nem kell elérniük a kamerát ahhoz, hogy azokat a kamera észlelje, a beépített videóanalitika pedig jelzést generáljon. További előnye a képi látáson alapuló tűzérzékelésnek, hogy a képeket felügyelő élőerő távolról meg tudja állapítani, hogy valós tűzjelzés történt, vagy esetleg téves riasztás. Valós tűz esetén azonnal látja a tűz kiterjedését, annak terjedési irányát és sebességét, meg tudja állapítani, hogy mi van veszélyeztetve. Ezeknek az információknak a birtokában a kiérkező tűzoltó célirányosan tudja megkezdeni az oltást, és meg tudja gátolni a tűz továbbterjedését.

A mesterséges intelligencia (MI) az informatikai tudomány egy területe, amely az emberi gondolkodás és döntéshozatal mechanizmusait próbálja modellezni és szimulálni gépi rendszerek segítségével. Az MI fő célja az intelligens viselkedés utánzása, amely hasonló az emberi tevékenységekhez. A gépi tanulás, vagy más néven ML, az MI egyik alcsoportja, amelynek fő tevékenysége az adatokból tanuló algoritmusok fejlesztése, és ezek teljesítménye arányosan nő az adatok mennyiségével. Ezek az algoritmusok nem előre kódoltak egy adott feladatra, hanem az adatokból tanulva alakítják ki a feladatok végrehajtásának módját, és implicit szabályokat sajátítanak el a példákból. Az adatok alapján olyan becsléseket készítünk, amelyek lehetővé teszik a jövőbeli tevékenységek előrejelzését.

A mélytanulás, vagy DL (*deep learning*), az MI egyik területe, ami a biológiai neurális hálózatokon alapuló mesterséges neurális hálózatokkal foglalkozik. A mélytanulás fontos elemei a többrétegű neurális hálózatok, amelyek különböző matematikai műveleteket hajtanak végre a bemeneti adatokon, és ezzel progresszív módon magasabb absztrakciós szinteket hoznak létre. Ennek köszönhetően a rendszer képes megoldani olyan feladatokat, mint például a kép- és beszédfelismerés, a természetes nyelvfeldolgozás, az autonóm járművek vezérlése, az orvosi diagnózisok támogatása vagy az ipari minőség-ellenőrzés hatékonyságának növelése. Ezek a gépi tanulási modellek folyamatos fejlődésen mennek keresztül, és minél több adaton tanulnak, annál hatékonyabbá és megbízhatóbbá válnak a feladatok elvégzése során.

A mesterséges intelligencia képi jelfeldolgozás céljára történő felhasználása mára már nem számít újdonságnak. A nagy teljesítményű és olcsó számítástechnikai

¹⁰ XU–XU 2007.

hardverek elérhetősége, valamint a mesterséges intelligencia fejlődése következtében, a kezdeti pixelalapú mozgásérzékelést, vonalátlépést felváltották azok a nagy számítástechnikai kapacitást igénylő algoritmusok fejlesztései amelyek szükségesek egy hatékony, jól működő intelligens videómegfigyelő rendszer kialakításához. Ezek közé tartozik a már lassan húsz éves múlttal rendelkező tárgyak követése, az autópárhán is használt gyalogosok felismerése, a járáselemzés, a járműfelismerés, az arcfelismerés és a tömegszámlálás. A nanotechnológia térnyerésével lehetőség nyílik a gépi látás¹¹ kamerába történő integrálására és a lokális (végponti) vizuális tartomelemzés megvalósítására. A gépi látás célja, hogy képessé tegye a számítógépeket az emberi látás alapvető elemeinek reprodukálására. Ezek lehetnek: mozgó objektumok, különösen emberi sziluettek felismerése, arcfelismerés, a megfigyelt személy életkorának és nemének meghatározása, rendszámfelismerés, terület- és határvédelem, mozgó objektumok számlálása, tömegek viselkedésének elemzése, tevékenységfelismerés és viselkedésmegértés, hirtelen, gyorsan végbemenő események észlelése (például rablás), szokatlan/rendellenes viselkedés felismerése (például verekedés, ájulás, elesés), objektumkövetés és pályaelemzés, járműkövetés és forgalomelemzés, elhagyott/elvesztett tárgyak, vagy éppen a füst/tűz észlelése. Kültéren ezek a képelemző feladatok sokszor a változó időjárású és fényviszonyok miatt nem egyszerűek.

Az MI-alapú videóanalitika gépi látást és gépi tanulást alkalmaz a videófelvevételek valós idejű elemzésére. Ezeket a rendszereket arra használják, hogy mintákat, rendellenességeket és adott tárgyakat vagy eseményeket ismerjenek fel a képi adatokban. A tűzjelzés kontextusában az MI-alapú videóanalitika képes lehet felismerni a tűz vizuális jellemzőit, mint a füst, a lángok, a hősugárzás és az égési folyamat egyéb jeleit.

Bár a mesterséges intelligencia témakör 2023. év végével, a nagy nyelvi modellek¹² elterjedésével kapott kiemelt figyelmet, a képtartalom-elemzés, ezen belül is a kamerák tűzérzékeléshez való használatának koncepciója a 20. század végére nyúlik vissza. 1996-ban a Washingtoni Állami Egyetem Gépészeti és Anyagtudományi Karán Plumb és munkatársa által készített tanulmány egy gazdaságos, videóalapú tűzérzékelő és helymeghatározó rendszer fejlesztésével foglalkozott.¹³ A rendszer egy CCD-kamerát és egy számítógépet használt a tűz észlelésére és helyének meghatározására. A tanulmány kiemeli a rendszer gazdaságosságát, amely a videóalapú technológia alkalmazásának köszönhető. A videóalapú tűzérzékelés olcsóbb, mint a hagyományos érzékelők, és kevesebb karbantartást igényel.

A *video smoke detection*, azaz VSD-rendszer már a korai, analóg korszakában is annyira pontos volt a képi elemzésében, hogy különbséget tudott tenni a gőz és a füst között, és képes volt felismerni a kis mennyiségű füstöt és lángmintákat a videóképben. A VSD-rendszer szabványos CCTV-kamerákat használt, amelyek egy önálló feldolgozó rendszerhez kapcsolódtak.

¹¹ A gépi látás az ipari automatizálás egyik alaptéchnológiája. A gépi látás során a kamerákkal készült képeket neurális hálózat segítségével dolgozzuk fel, és a mélytanulásnak nevezett folyamat végén osztályozással, klaszterezéssel segítjük az objektumfelismerést, -csoportosítást.

¹² A „nagy nyelvi modell” egy olyan mesterségesintelligencia-alapú rendszer, amely nagy mennyiségű nyelvi adatot használ fel a tanuláshoz és a nyelvi feladatok végrehajtásához. Ezek a modellek képesek szövegek feldolgozására, elemzésére és generálására, valamint nyelvi feladatok megoldására, például fordításra, szövegértésre és beszédfelismerésre.

¹³ PLUMB-RICHARDS 1996.

Az azóta eltelt közel 30 év alatt sokat fejlődött mind a képalkotási, mind pedig a képfeldolgozási technológia. A fejlett gyártási technológiának és az ebből fakadó folyamatos miniatürizálódásnak köszönhetően a mai videokamera-alapú tűzérzékelő rendszerek képfeldolgozó algoritmusai nemcsak szerveroldali, hanem kamerába integrált módon is megtalálhatók. Ezek a kamerák fejlett képérzékelőkkel, nagy teljesítményű processzorral és MI-képes szoftverrel vannak felszerelve. Képesek valós időben elemezni a videófelvételeket, észlelni a potenciális tüzeseteket, és megfelelő riasztásokat kezdeményezni.

A lángok és a keletkező füstök alakja, sűrűsége és színe a tűzforrás méretétől, az éghető anyagok típusától és a környezeti feltételektől függően változik. Ennek megfelelően a videóalapú füstérzékelő algoritmusokat a felhasznált technológia szerint főként két kategóriára lehet osztani. A hagyományos füstérzékelő algoritmusokon alapuló rendszereknél először az előtér-kivonásos módszert használják a feltételezett füsttel borított terület kijelölésére. Ezután kivonják a füst jellemző vektorát a jelölt területről. Ez a lépés nagyban befolyásolja az ezt követő osztályozás teljesítményét. A legtöbb létező algoritmus statikus, szín-, alak-, textúra- és dinamikus, azaz mozgásjellemzőkön alapul. A lángok dinamikus jellemzői közé tartozik a villogás, az alakváltozások és a területváltozások, míg a füst dinamikus jellemzői közé tartozik a mozgás iránya és a kontúr változása. A kizárólag statikus jellemzők használatából eredő magas hamis-téves jelzések csökkentése érdekében célszerű a statikus és dinamikus jellemzők együttes kiértékelése.

A másik módszernél egy neurális hálózaton alapuló mélytanulós füstérzékelési algoritmust használnak, amelyet nagyszámú füstadat készlettel képeznek a végső füstérzékelési modell elkészítéséhez. A tanítási körülmények ismertetésére és a felmerülő kihívások kezelési módjára jó alapot szolgáltat Muhammad és társainak kutatása.¹⁴ A betanítás és tesztelés céljára egy 2015-ben megjelent NVidia GeForce GTX TITAN X grafikus kártyát használtak 12 GB beépített memóriával. Az alapszámítógépen futó Ubuntu operációs rendszer Intel Core i5 CPU-val, 64 GB RAM-mal rendelkezett. A kísérletekben használt képek száma összesen 68 457 db volt, amelyeknek 20%-át betanításhoz, a fennmaradó 80%-ot pedig teszteléshez használták. Bizonyos kísérletekben az egyetlen képkockás kép statikus jellemzőinek felhasználása mellett a képkockák közötti mozgásinformációkat is felhasználják, amivel az érzékelés pontossága tovább növelhető. Ettől függetlenül a mélytanuláson alapuló módszer erősen függ az adatkészlettől, és sajnos ezen a területen nincs hivatalos, nyílt szabványú füstadat készlet.

A technológia fejlődésének köszönhető a kameraképek növekvő felbontása, ami lehetővé teszi, hogy a videóalapú tűzérzékelést nemcsak kis területek megfigyelésére, hanem nagyobb, akár kültéri erdőtüzek észlelésére is alkalmazzuk.

Az észlelési megbízhatóság fokozása érdekében folyamatosak a kutatások. A képfeldolgozást alkalmazó tűzérzékelő algoritmusok jellemzően elemzik a lángok vagy a füst pixeltulajdonságait, olyan szempontokra összpontosítva, mint a szín, a láng és annak háttere közötti kontraszt, valamint a lángok villódzó viselkedése.

¹⁴ MUHAMMAD et al. 2018.

Sobel-szűrőt¹⁵ használva pontosabban észlelhetjük az objektumszéleket, ezáltal megbízhatóbban meg tudjuk különböztetni a lángot a háttértől, ami kulcsfontosságú a hatékony lángérzékeléshez.¹⁶ A lángszélek ismeretében következtethetünk a tűz nagyságára és a terjedés irányára és sebességére is. A lángérzékelő rendszerekben a Sobel-élérzékelést gyakran kombinálják színelőfeldolgozó szegmentációs módszerekkel. Ez a kombináció lehetővé teszi a rendszer számára, hogy mind a színinformációkat, mind az élinformációkat használja a lángok pontosabb azonosítására, javítva az érzékelőrendszer megbízhatóságát.

Nehézzé teszi a detektálást, hogy különösen a tűz kezdeti szakaszában a füst szinte átlátszó, alacsony kontrasztú, diffúz határokkal és gyorsan változó alakokkal rendelkezik. A probléma akkor jelentkezik, amikor az időjárási feltételek (köd, eső, sűrű hóesés stb.) jelentősen módosítják az algoritmus képzésére használt körülményeket, mivel a legtöbb neurális hálózaton alapuló füstérzékelési módszert csak a normál időjárási környezetben készült tesztadatokkal tanítják. Ezek a zord környezeti elemek komoly képromlást, alacsony kontrasztot és részletek elvesztését okozzák, ami miatt a meglévő módszerek nem hatékonyak. Az ilyen események kezelésének egyik általános megközelítése a képek ködmentesítése.¹⁷ A fejlettebb módszerek közé tartozik a köd szintetizálása a képeken, vagy füsttanító adathalmazok kifejlesztése ködös környezetben.¹⁸

Ígéretes kutatások folynak a YOLOv3¹⁹ gépi tanulási algoritmus tűzterjedési vizsgálatokban történő alkalmazására. A modell alkalmazásával lehetőség van a pontos, valós időben történő tűzérzékelésre.²⁰ A különböző színmodelleket (HSV, RGB, YCbCr²¹) alkalmazva a lángok sajátos színjellemzőinek észlelésére, segít megkülönböztetni a tüzet más tárgytól, és tovább csökkenti a hamis riasztások számát.²²

A megfelelő mesterségesintelligencia-algoritmus kiválasztása a technológia folyamatos fejlődése mellett nem egyszerű. Sanjana szerzőtársaival öt különböző neurális hálózatot tesztelt, hogy megállapítsa, melyik a leghatékonyabb a tűz észlelésére.²³ Összességében a tanulmány arra a következtetésre jutott, hogy bár az összes tesztelt modell képes tüzek észlelésére, a tesztelt modellek közül a ResNet és a Mobile Net bizonyította a legnagyobb pontosságot a tüzek észlelésében. Mindkettő 83,06%-os pontossági arányt ért el, így azok megfigyelési rendszerekben történő megvalósítása jelentősen javíthatja a tűzérzékelést és a reakcióidőt. A többi modell, a GoogleNet,

¹⁵ A Sobel-operátorok két mátrixból állnak, ha ezeket végigmozgatjuk a képen, kiszámítják a vízszintes és függőleges irányú gradienseket. A gradiensek nagysága és iránya alapján azonosítják az éleket.

¹⁶ RIYADI-AISYAH 2018.

¹⁷ BERMAN-TALI-SHAI 2016.

¹⁸ HE et al. 2021.

¹⁹ A YOLOv3 egy valós idejű objektumészlelő algoritmus, amelyet Joseph Redmon és Ali Farhadi fejlesztett ki. Ez a You Only Look Once (YOLO) algoritmus harmadik generációja, amely a sebesség és pontosság terén is jelentős javulást mutat az előző verziókhöz képest. A YOLOv3 egy Darknet-53 nevű mély neurális hálózatot használ a képek jellemzőinek kinyerésére. Ezután egy sor konvolúciós réteget és egy objektumészlelő réteget alkalmaz az objektumok észlelésére. A YOLOv3 architektúrája egyszerű és hatékony, ami hozzájárul a sebességéhez és pontosságához.

²⁰ NAGULAN et al. 2022.

²¹ A HSV a színeket árnyalat, telítettség és érték alapján írja le, míg az RGB egy vörös, zöld és kék színeken alapuló additív színmodell. Az YCbCr színmodell a fényerőt (Y) és a krominanciát (Cb és Cr) külön kezeli.

²² CHAROSKAR et al. 2023.

²³ SANJANA et al. 2022.

a RegNet és a testreszabott Feed Forward neurális hálózat alacsonyabb pontosságot mutatott.

A legfrissebb kutatásokban sikerült ezt a pontosságot is felülmúlni. A YOLOv8²⁴ modellekkel felépített tűzérzékelő rendszer közel 96%-os pontosságot ért el a teszt-környezetben.²⁵

A kísérletek biztatók, bár a kültéri tűz és füst észlelése számos kihívást jelent. A füstcsóvák dinamikus és véletlenszerű szerkezete, valamint az összetett erdei tájat alkotó számos környezeti elem, mint például a felhőtakaró és a köd, megnehezíti az észlelési folyamatot. A számítógépes látástechnológia alkalmazása az emberi megfigyelés helyettesítésére rendkívül hatékony módszert kínál e kihívások megoldására.

Összegzés

A tűzoltás mielőbbi megkezdése érdekében, a tűz kialakulásának kezdeti szakaszában a pontos, hatékony és időben történő tűzérzékelés létfontosságú szerepet játszik. A hagyományos tűzérzékelési módszerek elsősorban érzékelőalapú technológiákra támaszkodnak, azonban fontos megjegyezni, hogy ezeknek vannak korlátaik és hiányosságai. A mesterséges intelligencia és a különféle videóanalitikai módszerek az elmúlt években jelentős fejlődésen mentek keresztül, ezáltal forradalmasítva a tűzészlelést. Ezek a technológiák lehetővé teszik a korai szakaszban történő tűzészlelést, ami kulcsfontosságú a veszteségek minimalizálásában. A videóanalitikák kiértékelik a vizuális adatokat, például a videófelvételeket, hogy azonosítsák a tűzzel kapcsolatos jeleket, mint a füst, a hő vagy a lángok. A modern videóanalitika és a mesterséges intelligencia kombinációja nemcsak a tűzjelzést, hanem a teljes biztonságtechnikai rendszert is új szintre emeli. Az MI-alapú kamerarendszerek jelentősen javítják a tüzesetek azonosításának pontosságát. Ezek a rendszerek a viselkedéselemzés, hőmérsékletmérés és tűzdetektálás funkciókat is tartalmazzák, amelyekkel a tűzveszélyes helyzeteket még a kezdeti szakaszában lehet azonosítani. Bár még számos kihívást kell leküzdeni, a technológia folyamatos fejlődése azt sugallja, hogy az MI-alapú videóanalitika egyre elterjedtebbé válik a tűzbiztonság területén, hozzájárulva az emberi élet és a vagyonszám védelméhez.

Az MI-alapú videóanalitika alkalmazása azonban nem mentes a kihívásoktól. Az egyik legnagyobb kihívás az adatok minősége és mennyisége. A rendszerek hatékonysága nagymértékben függ az általuk feldolgozott adatok pontosságától és relevanciájától. Ezenkívül az adatvédelem és a magánszféra kérdései is fontos szempontok, amelyeket figyelembe kell venni. Az adatbiztonság garantálása érdekében szigorú szabályozásokat és protokollokat kell bevezetni.

A jövőbeli fejlődési irányok között szerepel az MI-algoritmusok továbbfejlesztése, megfelelő tanító adatbázisok összeállítása, hogy még pontosabb és gyorsabb észlelést tegyenek lehetővé. Emellett fontos célkitűzés a rendszerek integrálása más

²⁴ A You Only Look Once (YOLO) algoritmus nyolcadik generációja.

²⁵ CHETOUI-AKHLOUFI 2024.

biztonsági és épületfelügyeleti rendszerekkel, hogy egy átfogóbb és hatékonyabb védelmi hálózatot hozzanak létre.

Összességében elmondható, hogy az MI és a videóanalitika integrálása forradalmasíthatja a tűzjelző rendszereket, jelentősen növelve azok hatékonyságát és megbízhatóságát. Bár számos kihívás áll még előttünk, a technológiai fejlődési iránya ígéretes, és remélhetőleg hozzájárul majd a tűzbiztonság jelentős javulásához világszerte.

Felhasznált irodalom

- BERMAN, Dana – TALI, Treibitz – SHAI, Avidan (2016): *Non-Local Image Dehazing*. 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Las Vegas: IEEE. Online: <https://doi.org/10.1109/CVPR.2016.185>
- CHAROSKAR, Rohit et al. (2023): Fire Detection and Localization in Video Surveillance Application. *International Journal of Advanced Research in Science, Communication and Technology*, 3(1), 457–460. Online: <https://doi.org/10.48175/IJARSCT-9066>
- CHEONG, Kwang-Ho – KO, Byoung-Chul – NAM, Jae-Yeal (2008): Automatic Fire Detection System Using CCD Camera and Bayesian Network. *Electronic Imaging*, SPIE6813. Online: <https://doi.org/10.1117/12.764822>
- CHETOUI, Mohamed – AKHLOUFI, Moulay A. (2024): Fire and Smoke Detection Using Fine-Tuned YOLOv8 and YOLOv7 Deep Models. *Fire*, 7(4), 135. Online: <https://doi.org/10.3390/fire7040135>
- CIMER, Zsolt et al. (2021): Application of Chemical Monitoring and Public Alarm Systems to Reduce Public Vulnerability to Major Accidents Involving Dangerous Substances. *Symmetry*, 13(8), 1528. Online: <https://doi.org/10.3390/sym13081528>
- ÉRCES Gergő – VASS Gyula (2018): Veszélyes ipari üzemek tűzvédelme ipari üzemek fenntartható tűzbiztonságának fejlesztési lehetőségei a komplex tűzvédelem tekintetében. *Műszaki Katonai Közlöny*, 28(4), 2–22. Online: <https://bit.ly/3ZuWnaP>
- HE, Lijun et al. (2021): Efficient Attention Based Deep Fusion CNN for Smoke Detection in Fog Environment. *Neurocomputing*, 434, 224–238. Online: <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2021.01.024>
- KÁTAI-URBÁN, Maxim (2023): Identification Methodology for Chemical Warehouses Dealing with Flammable Substances Capable of Causing Firewater Pollution. *Fire*, 6(9), 345. Online: <https://doi.org/10.3390/fire6090345>
- MUHAMMAD, Khan et al. (2018): Convolutional Neural Networks Based Fire Detection in Surveillance Videos. *IEEE Access*, 6, 18174–18183. Online: <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2018.2812835>
- NAGULAN, S. et al. (2022): An Efficient Real-Time Fire Detection Method Using Computer Vision and Neural Network-Based Video Analysis. In *Proceedings of Third Doctoral Symposium on Computational Intelligence*, 627–637. Online: https://doi.org/10.1007/978-981-19-3148-2_55
- PLUMB, O. Augustus – RICHARDS, F. (1996): *Development of an Economical Video Based Fire Detection and Location System*. National Institute of Standards and Technology.

- RIYADI, D. Slamet – AISYAH, Siti (2018): *Vision Based Flame Detection System For Surveillance Camera*. 2018 International Conference on Applied Engineering (ICAIE), Batam. Online: <https://doi.org/10.1109/INCAE.2018.8579405>
- SANJANA, S. et al. (2022): *Deep Learning Models for Fire Detection Using Surveillance Cameras in Public Places*. 13th International Conference on Computing Communication and Networking Technologies. Kharagpur: IEEE. 1–7. Online: <https://doi.org/10.1109/ICCCNT54827.2022.9984601>
- TÓTH Attila (2018): Az előerő munkáját segítő technikai megoldások. *Hadmérnök*, 13(2), 29–36. Online: http://hadmernok.hu/182_03_toth.pdf
- TÓTH, Levente (2017): Resolution Limit of Small Image Sensors Size. *Acta Technica Corviniensis – Bulletin of Engineering*, 2, 39–44. Online: <https://acta.fih.upt.ro/pdf/2017-2/ACTA-2017-2-05.pdf>
- TÓTH Levente (2018): Kisformátumú képbontók határfelbontás korlátai. *Hadmérnök*, 13(3), 38–49. Online: http://hadmernok.hu/183_04_toth.pdf
- XU, Zhenguang – XU, Jialin (2007): *Automatic Fire Smoke Detection Based on Image Visual Features*. 2007 International Conference on Computational Intelligence and Security Workshops (CISW 2007), Harbin. 316–319. Online: <https://doi.org/10.1109/CISW.2007.4425500>