

BUDAPESTI MŰSZAKI ÉS GAZDASÁGTUDOMÁNYI EGYETEM
GÉPÉSZMÉRNÖKI KAR
GYÁRTÁSTUDOMÁNY ÉS -TECHNOLÓGIA TANSZÉK

MAGYAR GERGELY
TDK DOLGOZAT

Automatizált szénszálcsoport-detektáló algoritmus fejlesztése
digitális képfeldolgozás és mesterséges intelligencia eszközökkel

Témavezető:
Dr. Geier Norbert
adjunktus

Budapest, 2022

TARTALOMJEGYZÉK

Köszönetnyilvánítás	i
1. Bevezetés	1
1.1. Célkitűzések	2
1.2. Áttekintés	2
2. CFRP kompozitok felhasználása és forgácsolása.....	3
2.1. CFRP kompozitok típusai és anyagtulajdonságai.....	3
2.2. CFRP kompozitok forgácsolási igényei és kihívásai.....	5
3. Alkalmazható képfeldolgozási módszerek	9
3.1. Digitális képfeldolgozáson alapuló módszerek	9
3.1.1. Képek szűrésének módszerei	10
3.1.2. Él- és kontúrdetektálási módszerek	12
3.2. Mesterséges intelligenciát felhasználó módszerek	16
4. Fejlesztett algoritmusok ismertetése.....	23
4.1. Bemeneti adatok	23
4.2. DIP algoritmusok.....	24
4.3. Hibrid algoritmusok.....	32
5. Eredmények és azok alkalmazhatósága.....	38
5.1. Algoritmusok tesztelésének módszere.....	38
5.2. Eredmények ismertetése és értékelése	41
5.3. Alkalmazhatósági területek, jövőbeni tervek.....	49
6. Összefoglalás	51
7. Felhasznált források.....	53

KÖSZÖNETNYILVÁNÍTÁS

A kutatás elvégzése során számos személy és szervezet nyújtott számomra segítséget, így nekik szeretnék most köszönetet mondani. Elsősorban Dr. Geier Norbert adjunktus Úrnak, témavezetőmnek, akinek köszönhetően bevezetést kaptam a kompozit forgácsolással kapcsolatos kutatások világába. Szeretném megköszönni Szűcs Máténak, a Robert Bosch Kft. csoportvezetőjének a BEST ösztöndíjprogram alatti mentorációját, valamint, hogy minden támogatásával hozzájárult szakmai fejlődésemhez, illetve a dolgozat elkészültéhez. Köszönöm a Robert Bosch Kft.-nek a BEST ösztöndíjprogramban való részvételem lehetőségének a biztosítását, mellyel nagyban hozzájárultak szakmai ismereteim bővítéséhez, illetve ezzel a dolgozat elkészültéhez. Továbbá köszönöm a tudományos projekteknek, melyek támogatták kutatásaimat. Ezek az Új Nemzeti Kiválóság Program ÚNKP-22-2-III-BME-80 azonosító számú pályázata, a Nemzeti Kutatási, Fejlesztési és Innovációs Hivatal OTKA-PD20-134430 azonosítószámú projektje, a Kínai és Magyar tudományos és technológiai együttműködést ösztönző 2019-2.1.11-TÉT-2020-00203 támogatás, a Kínai és Magyar tudományos és technológiai együttműködést ösztönző 2021-1.2.4-TÉT-2021-00051 támogatás és az USA és Magyar tudományos és technológiai együttműködést ösztönző 2021-1.2.4-TÉT-2021-00050 támogatás.

Budapest, 2022. november 7.

Magyar Gergely

1. BEVEZETÉS

A szálerősített polimer kompozitok egyre gyakrabban előforduló korszerű anyagaként szolgálnak számos olyan szerkezetnek, vagy szerkezeti elemnek, amelyek esetében kis tömeg mellett kiváló mechanikai tulajdonságokra van szükség. Az egyik leggyakrabban alkalmazott ilyen anyag a szénszálerősítésű polimer (CFRP) kompozit. Ilyen szerkezetekre gyakran van szükség a gépjárműgyártás, a hajógyártás, a repülőgépgyártás, a szélerőművek lapjátjainak gyártása vagy sportszerek gyártása során, de a lista hosszasan sorolható volna.

A gyártási folyamatokról általánosságban elmondható, hogy jelentős időt, energiát lehet megtakarítani abban az esetben, ha fel lehetne készülni különböző hibák előfordulására, vagy optimális esetben el is lehetne kerülni azokat. Mivel a CFRP kompozit alkatrészek általában valamilyen szerkezet elemei, nem önálló alkatrészek, így gyakran szükséges különböző szerelési műveleteket (pl. csavarozás, szegecseles) végezni az összeállításuk során. A szereléshez használt csatlakozó felületeket gyakran forgácsolással állítják elő, azonban a CFRP anyagok esetén a hagyományosan forgácsolt anyagokhoz képest eltérő kihívások jelentkeznek.

Az egyik leginkább jelentős kihívást a forgácsolás által létrehozott makro-, és mikrogeometriai hibák (sorja, delamináció stb.) előfordulása jelenti, melyek javítása utólagos megmunkálást igényel, ebből kifolyólag nem várt költséget hordoz magában, vagy a szerkezet mechanikai tulajdonságainak romlását okozza, ami jelentősen növeli a felhasználás közbeni tönkremenetel valószínűségét. Ezen hibák előfordulásának természete alapvetően véletlenszerű azonban az anyag bizonyos tulajdonságainak ismeretével és a forgácsolási paraméterek optimális megválasztásával az előfordulásuk valószínűsége csökkenthető. Az egyik ilyen tulajdonság a forgácsoló sebesség irányának és a szálerősítés irányának bezárt szöge, vagyis a szálvágási szög. Bizonyos szálerősítési struktúrák – például egyirányban történő szálerősítés – esetében ez a szálvágási szög az anyag minden pontjában viszonylag egyszerűen meghatározható, azonban vannak olyan struktúrák – például vágott szálak erősítési struktúra –, amely esetén a szálak elhelyezkedése és az erősítés iránya véletlenszerű. Hogy forgácsolni kívánt területen ismert legyen a szálerősítés jelenléte, illetve iránya a vágott szálak erősítőstruktúra esetén, az erősítő szénszálcsoportok detektálása szükséges.

Ezen szénszálcsoportok detektálására egy alkalmas módszer, hogy a CFRP kompozit anyagról fényképeket készítenek különböző irányú megvilágítások mellett. A különböző megvilágítások mellett különböző irányban erősítő szálak fogják a képet készítő kamera objektívjébe visszaverni a fényt. A képeken létrejövő kontrasztkülönbség alapján az erősítőszálak pozíciója és iránya meghatározható digitális képfeldolgozási (DIP) módszerekkel. Így az anyag azon tulajdonságai is ismertté válnak, amelyeket szálirány ismeretének hiányában nem lehetett meghatározni. Amennyiben a digitális képfeldolgozással alkotott képek nem mutatnának kellő pontosságot, úgy javításukra számos alkalmazható mesterséges intelligenciát alkalmazó modell létezik.

1.1. Célkitűzések

A fejezet korábbi részeiben taglalt információk tudatában dolgozatom célja, hogy a CFRP kompozitok forgácsolhatósági tulajdonságainak, illetve az alkalmazható DIP és mesterséges intelligencia módszerek megismerése után létrehozzak automatizált algoritmusokat, amelyek alkalmasak a vágott szálerősítési struktúrával rendelkező CFRP kompozit erősítőszálainak pozíciójának meghatározására. Az algoritmus bemeneti adatai a kompozit felületéről több megvilágításban készült képek lesznek, míg a kimenet az erősítő szálak pozícióját tartalmazó képek. További célom a létrehozott algoritmusok kvalitatív és kvantitatív jellemzése, mellyel meghatározható, hogy milyen pontossággal sikerült az adott képen a szénszálcsoportok detektálása. Amennyiben a létrehozott algoritmusok megfelelő pontossággal határozzák meg az erősítőszálak pozícióját, úgy olyan tulajdonságai is ismertté válnak az anyagnak, melyek korábban az erősítő szálak véletlenszerű elrendezése miatt nem voltak meghatározhatók.

1.2. Áttekintés

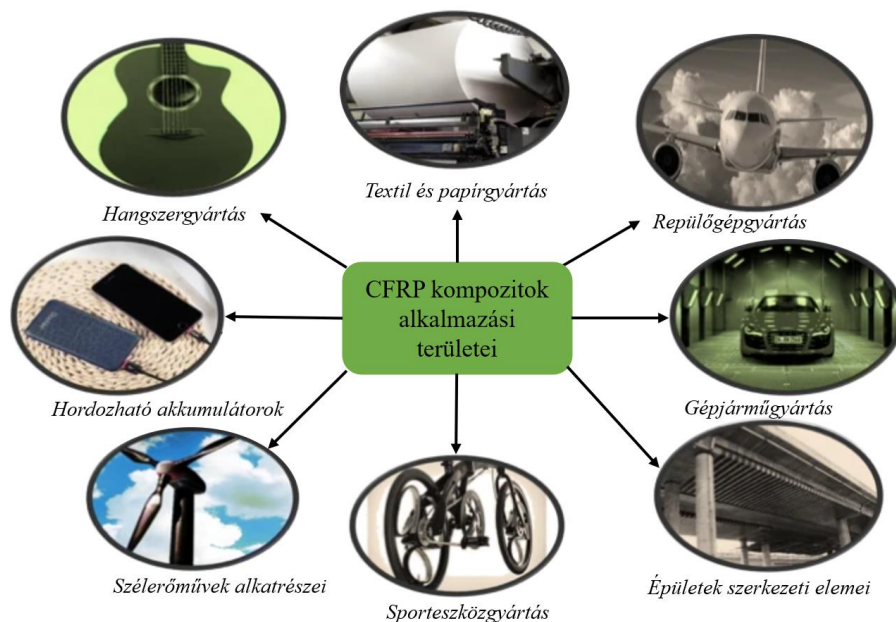
A téma bevezetését követően a CFRP kompozit anyagok általános tulajdonságait, illetve forgácsolásuk során fellépő kihívásait ismertetem a megfelelő szakirodalom feldolgozásán keresztül. Ezek után az automatizált algoritmusokhoz alkalmazható módszereket ismertetem az egyes módszerek, illetve más kutatók munkásságának bemutatásán keresztül. Ezt követően ismertetem az általam fejlesztett DIP módszereket, illetve DIP és mesterséges intelligencia módszereket vegyesen alkalmazó hibrid algoritmusokat. Végül az algoritmusok eredményeit értékelem manuális száldetektálással létrehozott képekkel való összehasonlításon keresztül.

2. CFRP KOMPOZITOK FELHASZNÁLÁSA ÉS FORGÁCSOLÁSA

Ebben a fejezetben ismertetem a CFRP kompozitok általános tulajdonságait és felhasználási területeit, továbbá bemutatom a forgácsolásuk során jelentkező főbb kihívásokat és az aktuális kutatási irányokat egy szakirodalmi áttekintésen keresztül.

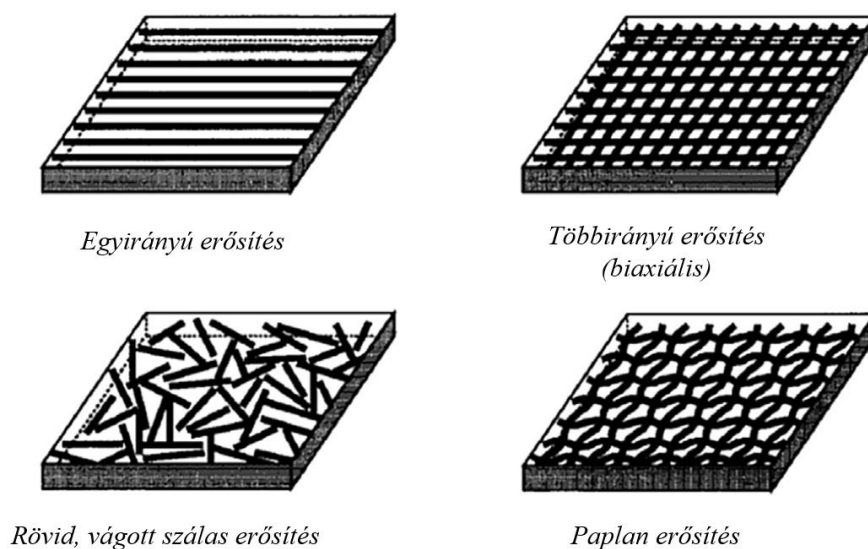
2.1. CFRP kompozitok típusai és anyagtulajdonságai

A szálerősített kompozit anyagok általában kiváló fajlagos mechanikai tulajdonságokkal rendelkeznek, melyek miatt kiválóan felhasználhatók olyan tömegkritikus alkalmazások esetén, ahol jó mechanikai tulajdonságok szükségesek. Ilyen például a gépjárműipar, a hajózás, a repülőgépipar, az űripár, a sportszergyártás, de a lista hosszasan folytatható volna [1]. A szálerősített polimer kompozitok két fő alkotóból állnak: (i) erősítő szálból, ami lehet természetes eredetű (pl. üvegszál, bazaltszál vagy növényi rostok) vagy szintetikus úton előállított (pl. szén-szál, aramidszál stb.) [2] és (ii) valamilyen polimer mátrixanyagból, melyek lehetnek termoaktív (pl. epoxi) vagy termoplasztikus (pl. polietilén, polipropilén) polimerek [3]. A szálerősítésű polimer kompozitok közül az egyik leggyakrabban alkalmazottak a CFRP kompozitok [4], melyeknek néhány alkalmazási területét szemlélteti a 2-1. ábra.



2-1. ábra. CFRP kompozitok alkalmazási területei [5].

A kompozitok összetételéből adódóan különböző tulajdonságokkal (pl. mechanikai, elektrokémiai stb.) rendelkeznek, ezért különböző felhasználási területekkel alkalmazhatók, azonban legalább ennyire meghatározó tulajdonsága ezen anyagoknak a szálerősítés struktúrája is. A szálerősítésű struktúráknak két fő csoportja a (i) folytonos, illetve (ii) nem folytonos struktúrák. A folytonos struktúrákban a szálak egy vagy több irányban, irányítottan helyezkednek el a kompozit anyag teljes hosszán (egy irány esetén) vagy területén (több irány esetén). A folytonos struktúrák két csoportja az egyirányú szálerősítés (UD), ahol a szálak irányítottan csak az anyag egyik irányába helyezkednek el, illetve a többirányú szövet struktúra, amelyben az irányított szálak egymásra merőlegesen, vagy valamilyen más szöget bezárva helyezkednek el. A nem folytonos struktúrák a vágott szálak struktúra, ahol a rövid erősítő szálak iránya véletlenszerű, illetve a paplan struktúra, ahol a szálak hossza nagyobb, de az irányuk ugyancsak véletlenszerű [6]. A jellemző szálerősítési struktúrákat a 2-2. ábra szemlélteti.

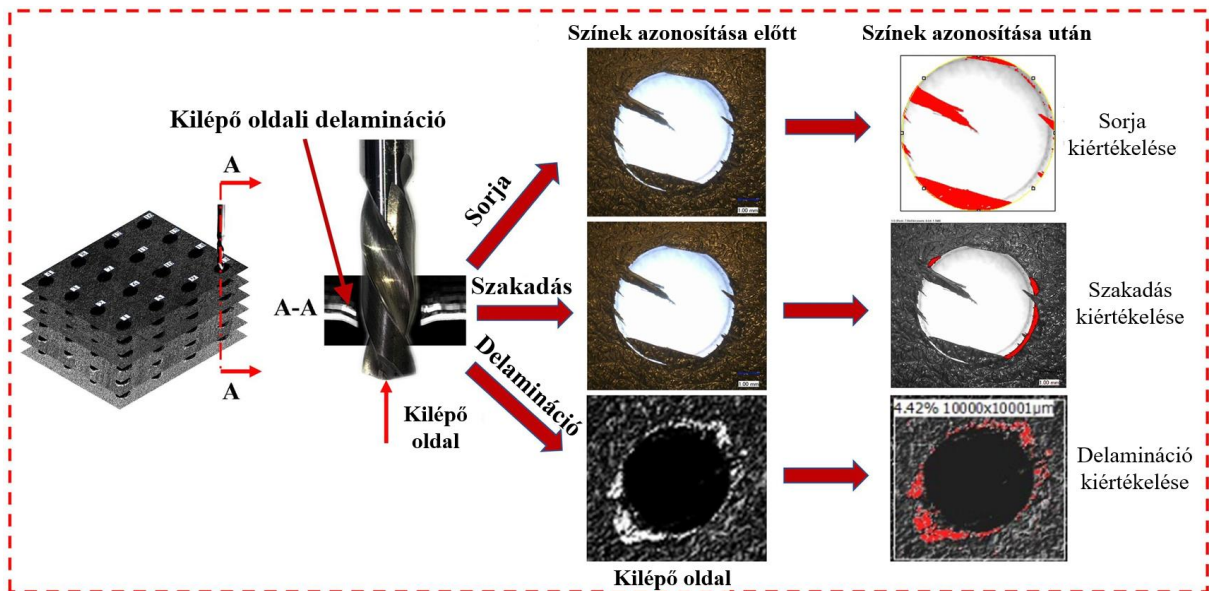


2-2. ábra. Polimer kompozitok jellemző szálerősítési struktúrái [7].

Habár a CFRP kompozitok alkalmazása nem egy újkeletű dolog, ezen anyagok fejlesztése napjainkban is aktívan kutatott terület. A kutatások főbb szempontjai ezen anyagoknak valamilyen felhasználásspecifikus tulajdonságának fejlesztése [8]–[10], az anyag fenntarthatósági tulajdonságainak javítása [11], [12], illetve forgácsolási folyamatainak optimalizálása [13]–[16].

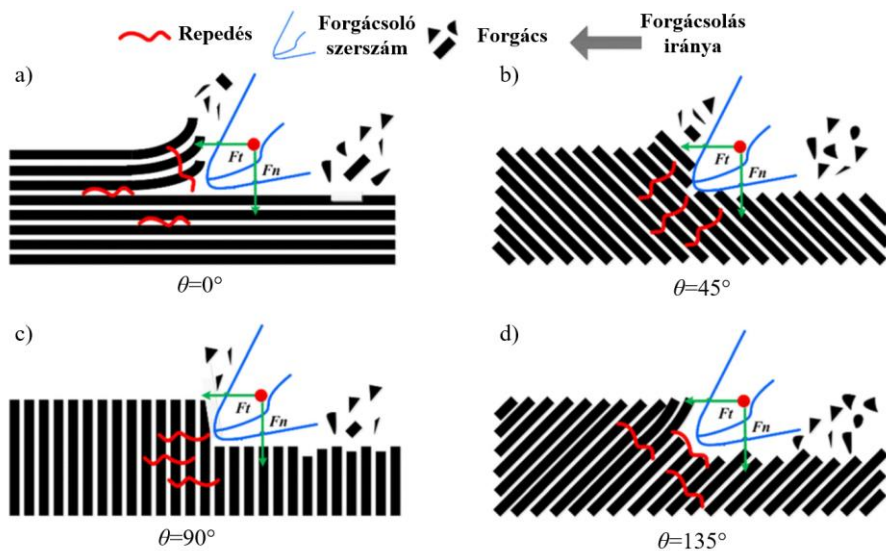
2.2. CFRP kompozitok forgácsolási igényei és kihívásai

A CFRP kompozit anyagok tulajdonsága, hogy bizonyos gyártástechnológiák alkalmazásával különleges geometria jellemzőkkel rendelkező alkatrészek is létrehozhatók (pl. repülőgép vagy versenyautó alkatrészek) [17]. A CFRP kompozitból készült alkatrészek gyakran valamilyen szerkezet egyes elemeit alkotják, ezért leggyakrabban a szereléshez szükséges csatlakozó felületeket nem a kompozit alkatrész előállításánál hozták létre a gyártók, hanem valamilyen utólagos megmunkálással, gyakran forgácsolással [13]. Ezen anyagok azonban inhomogén szerkezettel rendelkeznek, amely jelentősen nehezíti a forgácsolást, például a magasabb, nem egyenletesen fellépő forgácsoló erő [18], a szerszámkopás [19] vagy a forgácsolás okozta makro-, és mikrogeometriai hibák (pl. felületi érdesség, sorja, szakadások, delamináció stb.) kialakulásának tekintetében [20]–[22]. A felsorolt kihívások mindegyike aktívan kutatott terület, melyek megoldása érdekében folyamatosan születnek a forgácsolási folyamatot, illetve a forgácsolással létrehozott alkatrészeket elemző modellek. A 2-3. ábra Xu és munkatársai [15] által létrehozott, fúrásindukált sorja, szakadások és delamináció vizsgálatára alkalmas képfeldolgozáson alapuló modellt szemléltet.



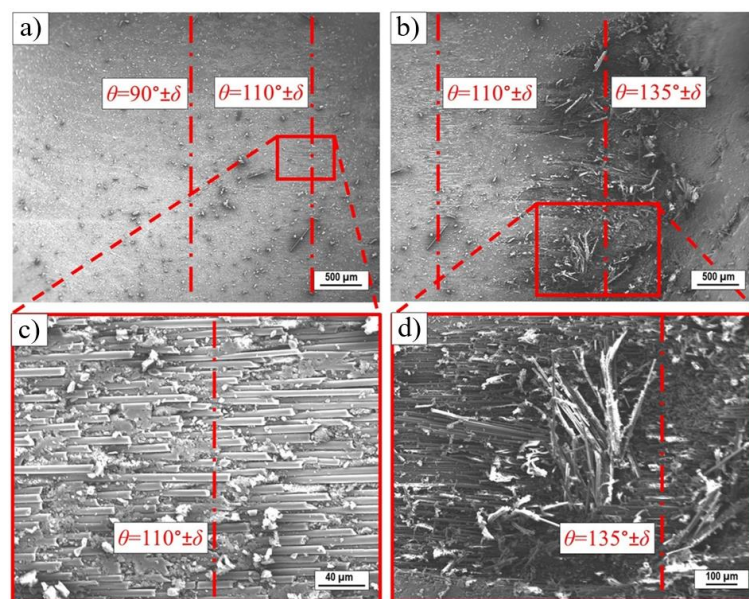
2-3. ábra. CFRP kompozit anyagok fúrásindukált geometriai hibáit meghatározó képfeldolgozáson alapuló modell sematikus ábrázolása [15].

A CFRP kompozit anyagok forgácsképződési mechanizmusainak megértésének érdekében gyakran alkalmaznak UD erősítőstruktúrájú anyagokat a forgácsolás vizsgálata során. Ezen erősítőstruktúra esetén lehetőség nyílik a szerszám forgácsolóéle, így ebből kifolyólag a forgácsolási sebesség (v_c) iránya és a szálak közötti bezárt szög – vagyis a szálvágási szög (θ) – közötti összefüggés vizsgálatára. Az eltérő szálvágási szög esetén különböző forgácsképződési mechanizmusok lépnek fel a CFRP anyagok esetén (habár ez általánosan jellemző a szálerősített kompozit anyagokra), melyeket a **2-4. ábra** szemlélteti. Megfigyelhető, hogy $\theta=0^\circ$ -os szálvágási szög esetén a forgácsoló szerszám a kompozit rétegeit szétválaszthatja, $\theta=45^\circ$ -os szálvágási szög esetén a szálak vágása mellett a mátrixból való kihúzásuk is előfordulhat a szerszám által, $\theta=90^\circ$ esetén a szálak nyírása a jellemző, míg $\theta=135^\circ$ esetén a szerszám kitolhatja, illetve kifordíthatja a szálakat, amennyiben nem sikerül elvágnia azokat.



2-4. ábra. CFRP kompozitok forgácsképződési mechanizmusai a) $\theta=0^\circ$, b) $\theta=45^\circ$, c) $\theta=90^\circ$ és d) $\theta=135^\circ$ szálirányok esetén [23].

A forgácsképződési mechanizmusokon túl a szálvágási szög befolyásolja a forgácsolással létrehozott felület struktúráját. Ezen létrejött felületi struktúrákat jellemzi a **2-5. ábra**, amelyen pásztázó elektronmikroszkóppal készített felvételek láthatók hagyományos tömörfém fúróval készített furatok felületéről, UD szálerősítésű CFRP kompozit anyag esetén. Megfigyelhető, hogy a $\theta=135^\circ$ körüli területen a szerszám az erősítő szálakat kifordította a mátrixból, a szálvágás nem tudott hatékonyan megtörténni, így egy jelentősen roncsolt, rossz felületi minőséget eredményezett.



2-5. ábra. Pásztázó elektronmikroszkóppal készített felvételek fúrással előállított UD-CFRP anyag felületéről: a) optimális kialakított felületi struktúra, b) kifordított szálakat tartalmazó terület, c) optimális kialakított felületi struktúra nagyobb nagyítással, d) kifordított szálakat tartalmazó terület nagyobb nagyításban [21].

A szálvágási szög azonban nem csak a kialakított felület minőségére van hatással, hanem a fellépő forgácsoló erő modellezésére is használható. Haiyan és Xuda [24] mechanisztikus modellt alkotott UD-CFRP kompozit anyag helikális marására, mellyel a szálirány függvényében a fellépő forgácsoló erő komponensek szimulálhatók. Az alkotott modelleket forgácsolási kísérletekkel validálták. A modell által meghatározott forgácsoló erő függvények $R^2=0,9876$ regressziós együttható érték mellett illeszkedtek a forgácsolási kísérletek során mért adathalmazra, amely rendkívül pontosan előre jelzi a várható forgácsolási erő karakterisztikáját és nagyságát. A szálak irányának ismerete tehát a fellépő forgácsoló erő szempontjából is releváns információkat hordoz magában.

A CFRP kompozit anyagok fúrása során egyik leggyakrabban előforduló fúrásindukált geometriai hibák a furatok be-, és kilépő oldalán keletkező sorja. Habár a sorjaképződésnek a forgácsolás során kvázi-véletlenszerű természete van, azonban több egyéb tényező mellett (pl. szerszám élének a lekerekítése, forgácsolási sebesség, előtolás stb.) a szálvágási szög is befolyásolja [25]. Az eddigi ismeretek alapján, amennyiben a CFRP kompozit anyagok esetén megfelelő mennyiségű információval rendelkezünk a szálerősítés irányáról az anyag minden pontjában – de legalább azokon a területeken, ahol a forgácsolva lesz –, úgy számos forgácsolási folyamatot jellemző, illetve forgácsolással létrehozott felületet jellemző tulajdonságát tudjuk előre jelezni, modellezni az anyag forgácsolással előállított részeinek.

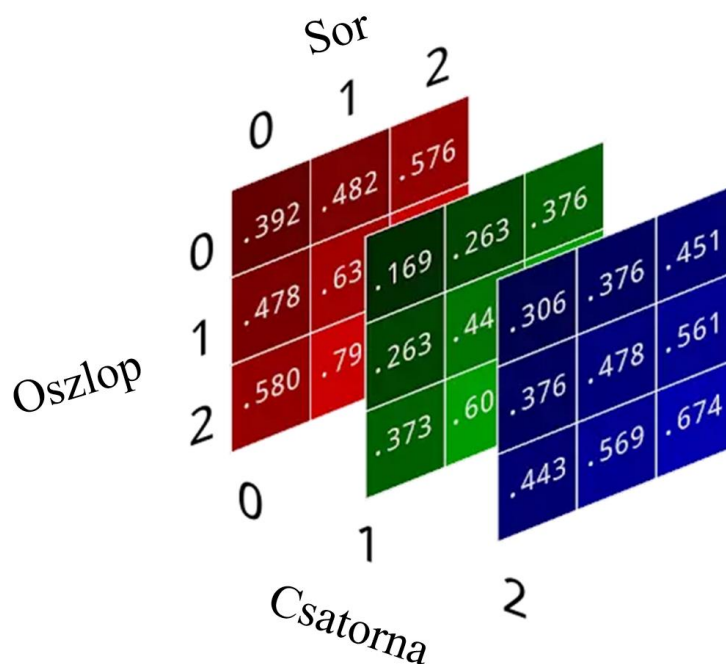
A fejezet korábbi részeiben főleg olyan szakirodalmi példák fordultak elő, ahol UD-CFRP anyag esetén sikerült különböző összefüggéseket bizonyítani a forgácsolási erő vagy a forgácsolt felületeken fellépő geometriai hibák és a szálerősítés iránya között. Az összefüggések bizonyítása tudományos igényességgel ezen szálerősítési struktúra esetén a legegyszerűbben bizonyítható, hiszen az anyag minden pontján ismert a szálerősítés iránya. Annak érdekében, hogy a korábbi kutatások során bebizonyított tulajdonságok ne csak olyan szálerősítési struktúrák esetén lehessen alkalmazhatók, ahol ismert a szálerősítés iránya minden pontban, hanem olyan esetekben is, ahol az irány véletlenszerű (jelen dolgozatban is vizsgált, vágott szálerősítés), úgy szükséges az erősítő szálak detektálása. A kutatásom témájának egyik fő motivációja, hogy a szálirány forgácsolásra kifejtett hatása a vágott szálerősítésű CFRP kompozit anyagok esetében modellezhető legyen, az eddigi kutatások során megszerzett ismeretek alkalmazhatóak legyenek ezen erősítő struktúra esetén is.

3. ALKALMAZHATÓ KÉPFELDOLGOZÁSI MÓDSZEREK

Ebben a fejezetben azokat a digitális képfeldolgozási, illetve mesterséges intelligencia módszereket ismertetem, melyek megfelelő körülmények alkalmazása mellett megoldásul szolgálhatnak a kutatási feladatra. A fejezet során a módszereket általánosan és más kutatók munkásságának ismertetésén keresztül mutatom be.

3.1. Digitális képfeldolgozáson alapuló módszerek

Digitális képfeldolgozás alatt a képek matematikai módszerek alkalmazásával végzett módosítását értjük, melyek megkönnyítik azok értelmezését. A digitális képek két- vagy háromdimenziós mátrixokként modellezhetők, melyek formátumuknak megfelelő mennyiségű elemből állnak, amely jelentősen megkönnyíti a matematikai úton történő feldolgozásukat. A képet meghatározó mátrix alakját a felbontás adja meg, a mátrix elemeit – vagyis a képpontokat – pedig a kép formátuma [26]. A színes képeket leggyakrabban az RGB (red-green-blue) színkódolás szerint tárolják, melyben a piros, a zöld és a kék színekhez tartozó értékei szerepelnek az adott képpontnak. Az RGB képek háromcsatornás képek, mivel a három színnek megfelelő különböző adatot tárolnak egy képpontban, míg egy szürkeárnyaltos kép mindössze egycsatornás, mivel elegendő a képpont világossági értékét tárolni. A képek tárolását szemlélteti a **3-1. ábra**.



3-1. ábra. RGB-képek tárolása mátrix formában [27].

3.1.1. KÉPEK SZŰRÉSÉNEK MÓDSZEREI

Digitális képfeldolgozás során gyakran alkalmazott eszköz a képek szűrése. Képek szűrése során alul-, és a felüláteresztő szűrőket szoktak leggyakrabban alkalmazni. Általánosságban elmondható, hogy az aluláteresztő szűrőket a kép simítására, míg a felüláteresztő szűrőket a kép élesítésére lehet használni [28]. A képek szűrése során kétdimenziós konvolúciós eljárások alkalmazhatók. A szűrések során szükséges megadni az úgynevezett szűrő „magokat” vagy más szóval maszkokat – angolul kernel –, melyek alapjaiban meghatározzák a szűrési eljárásokat. Képfeldolgozás során jellemzően szimmetrikus és páratlan elemszámú mátrixokat (pl. 3x3, 5x5, 11x11 stb.) szokás alkalmazni. A szűrés minden képpontértékét a szomszédos képpontok lineáris kombinációja adja meg. A területet, amelyen belül vizsgáljuk a szomszédos képpontokat a maszk mérete, míg a kombináció előállításánál alkalmazott súlyokat a maszk elemeinek értéke adja meg [29]. A maszk méretének hatását szemlélteti a **3-2. ábra**.



3-2. ábra. Maszk méretének hatása: a) eredeti 1200x800 képpont felbontású kép, b) átlagoló szűrő alkalmazása után 15x15 és c) 45x45 méretű maszk esetén [30].

Ezen szűrési módszerek egyik egyszerűbb típusa az átlagoló szűrés, melynek eredményét a **3-2. ábra** szemlélteti. Amennyiben a súlytényező értéke 1, a simításnak a mértékét mindössze a maszk mérete határozza meg. Ez a módszer a képeken található gyors változások megszüntetésére alkalmas. Amennyiben ezt a szűrőt alkalmazzuk a kép felbontásához mérten nagy maszk mérettel, úgy a hétköznapiakban „pixelesnek” nevezett képeket kapunk.

Egy gyakran alkalmazott szűrő a digitális képfeldolgozásban a Gauss-szűrő. Ezt a szűrést nagyon gyakran alkalmazzák különböző egyéb feldolgozási módszerek előtt előkészítő műveletként. Leggyakoribb alkalmazása képek fehér zaj jellegű zavarainak szűrése. Nagyobb méretű szűrő esetén nagyobb a valószínűsége, hogy sikeres a zaj semlegesítése. A szűrés mértékét ebben az esetben a maszkmátrix mérete és a megadott normál eloszlás szórása (σ) adja meg. A Gauss-szűrő alkalmazásának egy példáját és a σ hatását a **3-3. ábra** mutatja be.



3-3. ábra. Kép a) szűrés nélkül és Gauss-szűrő alkalmazásával b) $\sigma=2$ és c) $\sigma=3$ esetén [31].

Ezen szűrő esetében a maszk elemeinek súlyait a normáloszlás adja meg. A maszkmátrix a következő egyenletek felhasználásával írható fel 3×3 esetben, $\sigma=0,5$ esetben [32]:

$$w_G(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}} \quad (3.1)$$

$$\mathbf{M}_G = w_G(x, y) \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0,0117 & 0,0862 & 0,0117 \\ 0,0862 & 0,6366 & 0,0862 \\ 0,0117 & 0,0862 & 0,0117 \end{bmatrix} \quad (3.2)$$

Ahol

w_G : a Gauss súlytényező

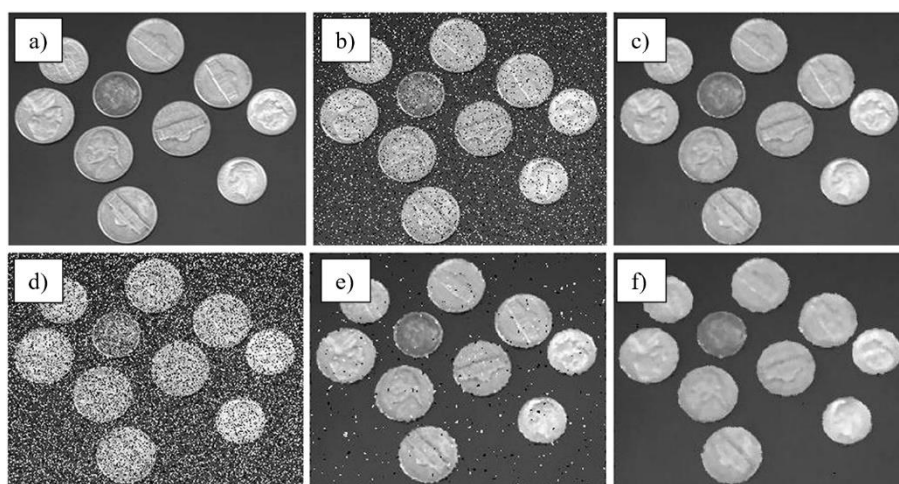
σ : az eloszlás szórása

x : a mátrix origójától való távolság x irányba

y : a mátrix origójától való távolság y irányba

$\mathbf{M}_G$: a maszkmátrix

Átlagszűrőkkel tehát hatékonyan lehet eltávolítani fehér zaj jellegű zavarokat a képekről, azonban jól látható negatív hatásuk is van. Sajnos a véletlenszerű zaj eltávolításával a szűrő jellegéből adódóan kontrasztcsökkenés és élelmosódás párosul. Továbbá az impulzus jellegű zajok kiszűrésére vannak az átlagszűrőnél hatékonyabb megoldások. Ilyen például a mediánszűrő [33]. A mediánszűrő egy nem lineáris jellegű szűrő, melyben a szűrt képen a képpont értékét a beállított maszkon belüli értékek mediánja adja meg. A medián egy robosztus statisztikai mennyiség, így amennyiben a hibás adatok aránya nem éri el az 50%-ot, úgy kiválóan lehet alkalmazni a mediánszűrőt. Mediánszűrés jól alkalmazható úgynevezett só-és-bors jellegű zajok szűrésére, melyet a **3-4. ábra** szemléltet.

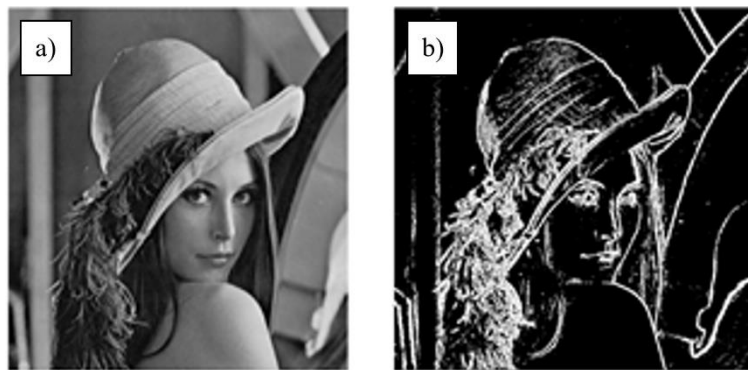


3-4. ábra. Mediánszűrő alkalmazása: a) eredeti érmékről kép, b) mérsékelt sűrűség só-és-bors zajjal, c) mediánszűrő alkalmazása 3x3 méretű maszkkal a mérsékelt zajos képen, d) jelentős sűrűségű só-és-bors zajjal, e) mediánszűrő alkalmazása 3x3 méretű maszkkal és f) 5x5 méretű maszkkal [33].

3.1.2. ÉL- ÉS KONTÚRDETEKTÁLÁSI MÓDSZEREK

A számítógépes látásnak egy jelentős feladata, hogy be tudja azonosítani a képen látható elemeket. Ehhez az egyik legfontosabb eszköz az éldetektálás. Képeken az élpontok azok a képpontok, melyek a képen lokális intenzitás változás helyén találhatók, az él pedig ezen pontok összessége [34]. Mivel az élkereső algoritmusok gyakran érzékenyek a különféle zajokra, ezért általában valamilyen szűrési módszer előzi meg a használatukat. Amíg a képek átlagolása szűrők segítségével a zajok eltüntetésére voltak alkalmasak, a környező képpontok valamilyen módon történő figyelembevételével, összegzésével, addig az élkereső algoritmusok ennek ellenkezőjét – a kép élesítését – valósítják meg úgynevezett gradiens módszerek alkalmazásával [35]. Egy gyakran alkalmazott gradiens alapú élkeresési algoritmus a Sobel-gradiens alapú élkeresés [36]. Ez a módszer a 2D-s Sobel operátor felhasználásával alkalmazható, amely segítségével kiemelhetők a magas intenzitásváltozások a képen. A módszer bemenete általában szürkeárnyaltos képek, és az operátor felhasználásával meghatározható minden képpont esetén az abszolút gradiens nagysága [37]. A Sobel élkeresés során két 3x3-as nagyságú maszkot alkalmaznak, melyek egymáshoz képest el vannak forgatva 90 fokkal. Ezen maszkok úgy lettek tervezve, hogy maximálisan reagáljanak függőleges és vízszintes irányú intenzitásváltozásra. A két maszkmátrixot (G_x , G_y) először külön kell alkalmazni az eredeti képre, majd összegezni

kell az eredményeiket. A Sobel élkeresési módszer előnye, hogy akár előszűrés nélkül is alkalmas eltüntetni a pontszerű zajokat, míg hátránya, hogy meredek élek több képpont szélességben jelennek meg, így gyakran szükséges élvékonyítás alkalmazása utófeldolgozásként. A két maszkmátrix a **3.3 egyenletben**, míg az adott képponthoz tartozó gradiens nagyságának ($|G_S|$) kiszámítása a **3.4 egyenletben** olvasható [34]. A Sobel élkeresési módszert a **3-5. ábra** szemlélteti.



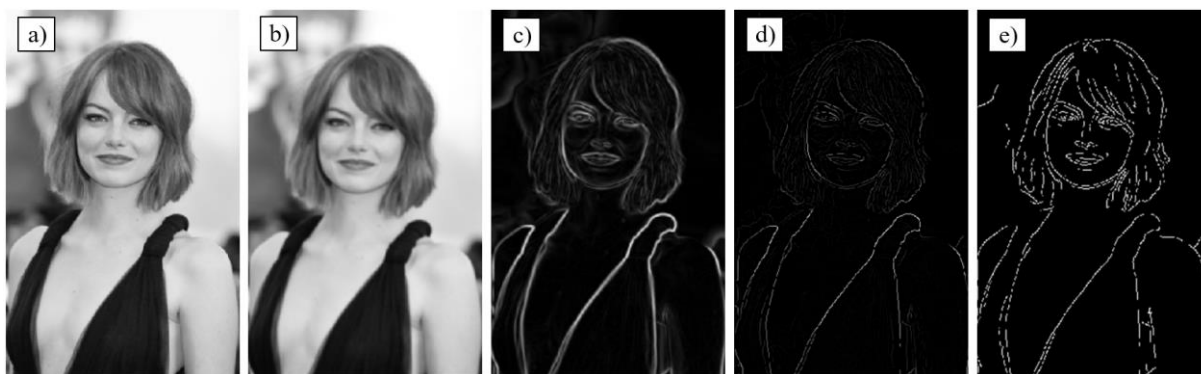
3-5. ábra. Sobel élkeresés: a) eredeti kép élkeresés előtt és b) élkeresés után [38].

A gyakorlatban nagyon gyakran alkalmazott éldetektálási módszer a Canny-éldetektálás [39]. A Canny éldetektálási módszer egy többlépcsős folyamat, amely a korábban bemutatott simítási és élkeresési módszereken is alapul. A módszer fő lépései a következők [39]:

- i. zajsűrés, általában Gauss-szűréssel,
- ii. gradiens alapú élkeresés, például Sobel-élkeresés,
- iii. nem-maximális élek elnyomása,
- iv. éltérkép hiszterézis küszöbölése.

Első lépésben a korábban már ismertetett Gauss-szűrés alkalmazása történik meg. Ennek oka, hogy a korábban szintén ismertetett gradiens alapú módszerek érzékenyek lehetnek a fehér zaj típusú zavarokra, ami a Gauss-szűrés alkalmazásával csökkenthető. A Canny-éldetektálás elsődleges célja a gradiens módszerrel történő éldetektálás többször detektált, vastag éleinek vékonyítása. Erre szolgál megoldásul az úgynevezett nem-maximális élek elnyomása. A nem-maximális élek elnyomásának a lényege, hogy a képen ki kell jelölni 8 főirányt (45°-onként egyenletesen) és egy algoritmus végigmegy a Sobel-éldetektálás során kapott intenzitásmátrix összes pontján és így megtalálja azokat az éleket, amelyeknek az adott élek irányába maximális

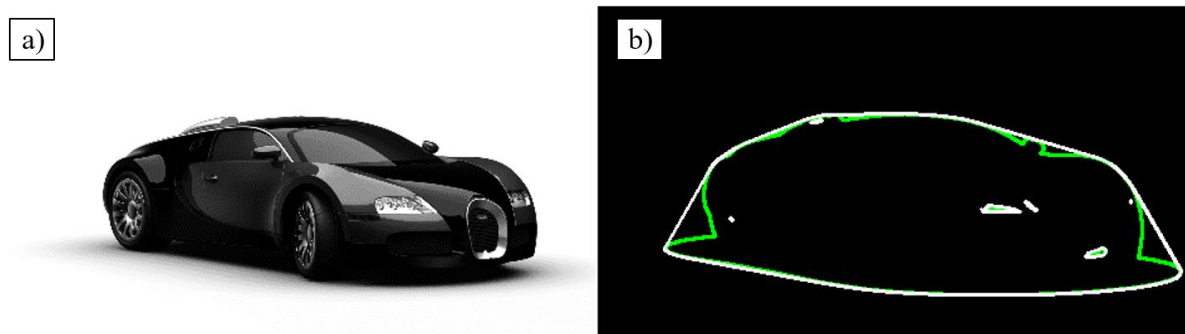
intenzitásuk van. A mátrixpontokat, amelyeknek nem maximális az adott irányba az értékük, elveti. A megmaradt éleken a módszer utolsó lépése következik, a kapott éltérkép hiszterézis küszöbölése. Ezen lépés során háromfajta kategóriába sorolja a képpontokat, melyek az erős, a gyenge és a nem-releváns. A módszerhez meg kell adnunk egy felső és egy alsó küszöbértéket. Amennyiben a képpont intenzitása magasabb, mint a felső küszöbérték, úgy biztosan része lesz a végső élnek, így erős képpont típusba tartozik. Ha az intenzitás a felső és az alsó küszöbérték közé esik, akkor gyenge képpont típusba sorolandó. Valamint, amennyiben az alsó küszöbérték alatt van, úgy a nem-releváns kategóriába sorolandó. A hiszterézis küszöbölés lényege, hogy a gyenge képpontokat erőssé alakítja, amennyiben a szomszédos képpontok közül legalább egy erős, majd a végeredmény már csak az erős képpontokat tartalmazza [40]. A Canny-éldetektálás fő lépéseit a **3-6. ábra** mutatja be.



3-6. ábra. Canny-éldetektálás lépései: a) eredeti kép, b) Gauss-szűrés alkalmazása, c) Sobel-éldetektálás alkalmazása, d) nem-maximális élek elnyomása és d) hiszterézis küszöbölés után [41].

Az előzőekben taglalt éldetektáló módszerek tehát hatékonyan tudnak működni a képek intenzitás különbségéből adódó élek keresésében. Ezekhez az élkeresési módszerekhez nagyon hasonló módon működnek a kontúrdetektálási módszerek is. A kontúr- és az éldetektálás között nagyon vékony határvonal húzódik, azonban fő különbség közöttük, hogy amíg az éldetektálás a színintenzitás változásának érzékelésével történik, addig a kontúrdetektálás az azonos színintenzitású folyamatos pontok keresésén alapszik. A kontúrdetektálás során általában folytonos zárt alakzatok keresése a cél. Az éldetektálás gyakran alkalmazott módszerei átfedésben vannak az éldetektálás során bemutatott módszerekkel, vagyis itt is megjelennek a képpont alapú gradiens módszerek (pl. Sobel-gradiens módszer) [42]. A folytonos zárt alakzatok keresésére az él-, és kontúrdetektálási módszerek együttesen is alkalmazhatók. Előfordul, hogy a detektált kontúrt a kép minőségéből adódóan, csak részlegesen sikerül megtalálni a képen. Azonban ez

a részleges érzékelés is elegendő lehet, mivel különböző befoglaló módszerek segítségével közelíteni tudjuk az adott detektált objektumot. Továbbá ilyen esetekben szükséges az objektum eredeti alakjával tisztában lenni. A detektált objektumokra lehetséges különböző geometriai alakzatok (pl. körök, háromszögek, négyszögek stb.) illesztése. Azonban ezeknek a közelítő alakzatoknak az illesztése gyakran nagy túlilleszkedéssel jár, vagyis sokkal nagyobb régióra illesztjük az adott objektumot, mint amekkora részt valójában elfoglal a képen. Az egyik legjobb ilyen illesztési módszer lehet a konvex halmaz (angolul convex hull) módszer [43]. A konvex halmaz módszerrel egy olyan konvex alakzatot tudunk illeszteni a detektált objektumra, ami a lekisebb befoglaló konvex alakzatot adja meg, amelyen belül az összes detektált pont megtalálható. A konvex halmaz keresésére számos algoritmus létezik már (pl. Jarvis-séta, Chan-algoritmus, Graham-tanfolyam stb.), viszont végeredményben a számítási módszeren kívül nem térnek el jelentősen ezek az algoritmusok [44]. A kontúrdetektálási algoritmusok jól kiegészíthetők a konvex halmaz algoritmusokkal, amennyiben egy egyszerű konvex alakzattal célszerű közelíteni a detektált kontúrt. A kontúrdetektálás és a konvex halmaz módszerek együttes alkalmazását szemlélteti a **3-7. ábra**.



3-7. ábra. Kontúrdetektálás és konvex halmaz módszer: a) eredeti kép, b) kontúrdetektálás (zöld) és konvex halmaz módszer eredménye (fehér) [45].

Az eddigiekben ismertettem a főbb digitális képfeldolgozási algoritmusokat és azok elméleti hátterét. Ezen algoritmusok ismerete elegendő alapot szolgáltat a digitális képfeldolgozáson alapuló problémamegoldásra, azonban az elméletek ismerete nem elegendő a gyakorlati megvalósításra. Szerencsére a bemutatott módszerek mindegyike már implementálva lett különböző programozási környezetekbe (pl. Matlab, C++, C#, Python stb.). A Python és C++ környezetre megírt OpenCV (Open Source Computer Vision Library) nevű könyvtár nagyon széles eszköztárral rendelkezik digitális képfeldolgozási algoritmusokból. A Python környezet gyorsasága és jó alkalmazhatósága, illetve az OpenCV könyvtárak miatt a dolgozat témájául szolgáló algoritmusokat ebben a programozási környezetben készítettem el.

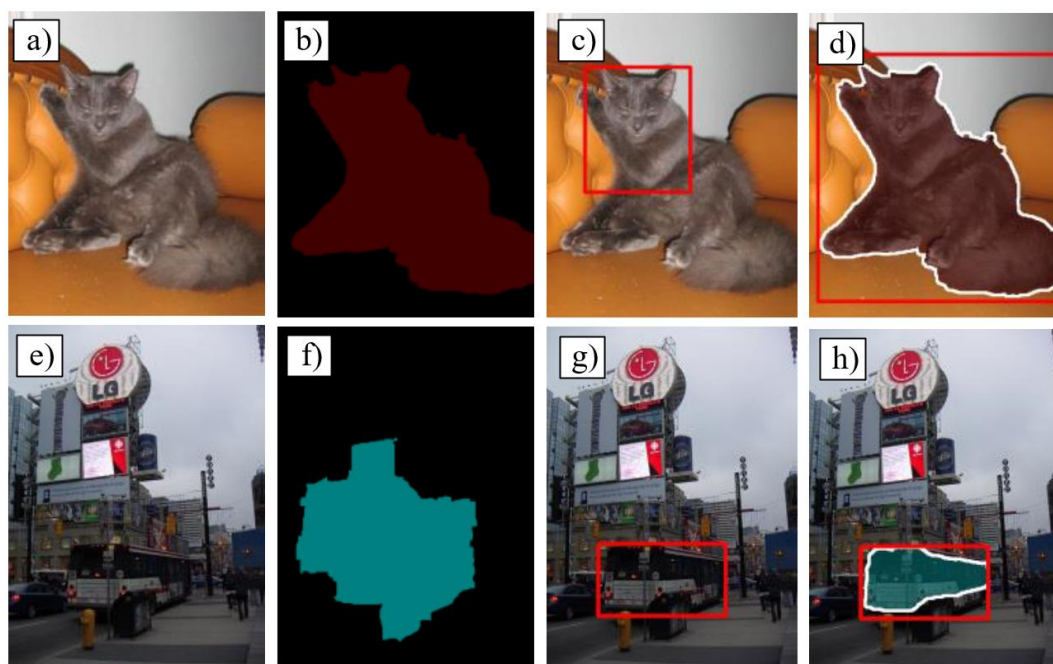
3.2. *Mesterséges intelligenciát felhasználó módszerek*

A mesterséges intelligenciát alkalmazó képfeldolgozási módszerek a tudomány és az ipar számos területén megjelentek, a gyártás [46], az egészségügy [47], a közlekedés [48] vagy akár a sport [49] területén, de a lista hosszasan folytatható lenne. Ezek a képfeldolgozási módszerek használhatók arra, hogy hasznos információkat lehessen kinyerni az adott képekből, vagy egyszerűen csak javítani lehessen a minőségét a képeknek [50]. Az egyik leggyakoribb mesterséges intelligenciát alkalmazó képfeldolgozási feladat a képfelismerés vagy osztályozás. A feladat összetettségétől függően több típus különböztethető meg, ezek például a következők[51]–[53]:

- képfelismerés vagy klasszifikáció,
- képfelismerés lokalizációval,
- objektumdetektálás,
- objektumdetektálás szemantikus szegmentációval,
- anomália detektálás.

Az itt felsoroltakon kívül számos másfajta képfelismerési eljárás létezik, de ezek a példák is kellően szemléltetik a feladatok jellegét és a módszerek alkalmazhatóságát. A felsoroltak közül a legegyszerűbb a kép klasszifikáció. Egy kép klasszifikáló program feladata, hogy az adott bemeneti képet valamelyik előre definiált könyvtárba vagy könyvtárakba sorolja (pl. milyen ábrát van a képen, milyen típusú hiba látható a képen stb.). Egy szinttel összetettebb a modell, ha a klasszifikáláson felül azt is meg lehet vele állapítani, hogy az adott osztályt meghatározó elem a kép mely részén található, vagyis egy lokalizációra is képes. Objektumdetektálásra akkor alkalmas a modell, ha képes a képen több különböző elem lokalizálására és kategorizálására. Ezeket a detektált elemeket egy befoglaló téglalappal képes lokalizálni. Szemantikus szegmentációra akkor alkalmas a modell, ha az objektum detektálásnál már megfogalmazott képességeken felül nem csak egy befoglaló téglalap meghatározására alkalmas, hanem a képen képpont pontossággal képes az adott objektum lokalizálására. Az objektumdetektálás és a szemantikus szegmentáció együttesen is alkalmazhatóak. Dong és munkatársai [54] egy egységesített megoldást dolgoztak ki, amely során a nehezen detektálható amorf alakzatok beazonosítására alkalmas modellt hoztak létre, objektumdetektálás és szemantikus szegmentáció együttes alkalmazásával. A **3-8. ábra** a-d) részén arra látható példa, amikor az objektumdetektálás során a

képen megtalálható elem (macska) alul becslésre került, de a szemantikus szegmentációval sikerült pontosítani a befoglaló téglalapot. Azonban a **3-8. ábra e-h)** részén az objektum (busz) detektálása sokkal pontosabb eredményt adott, mint önmagában a szemantikus szegmentáció.

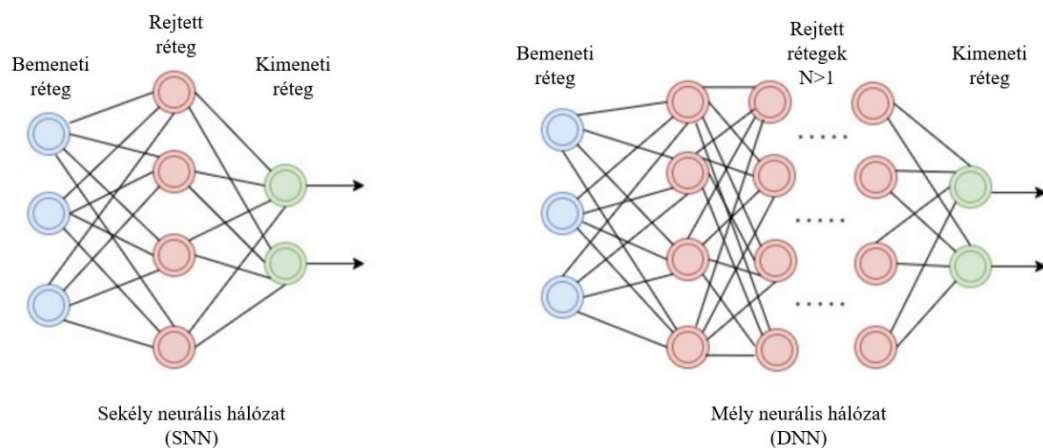


3-8. ábra. Objektumdetektálás és szemantikus szegmentáció együttes alkalmazása: a) I. bemeneti kép (macska), b) szemantikus szegmentáció alkalmazása az I. bemeneti képen, c) objektumdetektálás az I. bemeneti képen, d) objektumdetektálás és szemantikus szegmentáció együttes alkalmazása I. bemeneti képen, e) II. bemeneti kép (busz), f) szemantikus szegmentáció alkalmazása az II. bemeneti képen, g) objektumdetektálás az II. bemeneti képen, h) objektumdetektálás és szemantikus szegmentáció együttes alkalmazása II. bemeneti képen [54].

A digitális képfeldolgozást igénylő feladatokat nagy hatékonysággal lehet úgynevezett mély neurális hálózatokkal (röviden DNN, az angol Deep Neural Networks elnevezésből) megoldani. A DNN-ek architektúráját az emberi agy felépítése ihlette, az elnevezés is innen származik. A hálózatok nagy mennyiségű, egymással kapcsolódó neuronból állnak, melyek a számítások alapegységeit képezik. A neuronba számos információ érkezik, melyekből a bemenetet az információt hordozó összekötő elemek – úgynevezett szinapszis – által megadott súlyok és a hordozott információ lineáris kombinációjaként állít elő a neurális hálózat. A hálózat neuronjai úgynevezett rétegeket alkotnak, melyeknek három főbb típusát különböztetjük meg:

- bemeneti réteg,
- rejtett réteg(ek),
- kimeneti réteg.

A bemeneti réteg feladata az érkező adatok fogadása, és a hálózat további rétegei között történő elosztása. A második típusú rétegek a rejtett rétegek, melyekből akár több is lehet egy hálózatban. Ezek a rétegek azok, amelyek a hálózat valódi komplexitását, és a magas teljesítményt biztosítják. Több feladata is lehet egy rejtett rétegnek, például adattranszformálás, jellemző alkotás vagy akár ezek együttesen. Amennyiben csak egy rejtett réteget tartalmaz a hálózat, úgy sekély neurális hálózat, míg, ha többet, akkor a mély neurális hálózat kategóriába tartozik. Az utolsó típus a kimeneti réteg, ami a hálózat által megoldott feladat eredményét tartalmazza [55]. A sekély és mély neurális hálózatok általános felépítését és a rétegek típusát a **3-9. ábra** szemlélteti.

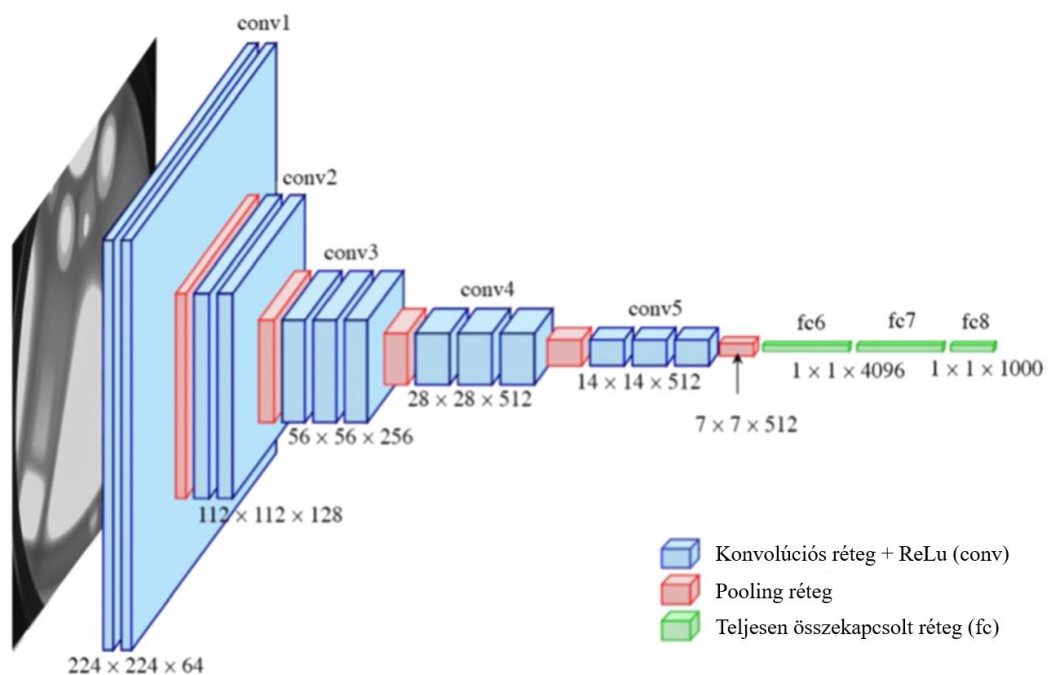


3-9. ábra. Neurális hálózatok általános felépítése [56].

A korábban bemutatott általános modell alkalmazása a gyakorlatban nem túl gyakori, általában a mély tanulást igénylő problémák megoldásához összetettebb neurális hálózatok szükségesek. Számos ilyen hálózat típus létezik – ezek közül a képfeldolgozás során leginkább alkalmazottakat mutatom be részletesebben –, melyek a következők:

- konvolúciós neurális hálózatok (Convolutional Neural Networks - CNN),
- visszacsatolt neurális hálózatok (Recurrent Neural Network – RNN),
- autoencoder hálózatok,
- generatív ellenséges hálózatok (Generative Adversarial Networks - GAN).

A CNN hálózatokat elsősorban 2D-s problémák, vagyis képekkel és videókkal kapcsolatos feladatok megoldására lehet használni. Leggyakoribb felhasználása a korábban már taglalt kép klasszifikáció. A CNN hálózatok bemenete általában egy szürkeárnyaltos vagy bináris kép, kimeneti rétege pedig egy szintén bináris, vagy akár több osztályú besorolása a képnek. A rejtett rétegek feladata általában a kép dimenziócsökkentése, aktivációs függvények (ReLU) alkalmazása, illetve úgynevezett pooling műveletek. A konvolúcióból adódóan a képek mérete is csökken (pl. egy 3x3-as maszk alkalmazása 2 pixellel csökkenti a kép méretét mindkét irányban). A konvolúcióval egy aktivációs térképet hoz létre a modell a képből, majd ezt a konvolúciót többször megismétli. Az aktivációs függvények alkalmazása a tanulás sebességének gyorsítása miatt szükséges, ezzel egy nem-lineáris konvolúciót végez a modell. A pooling rétegek egy nem-lineáris dimenziócsökkentést végeznek az aktivációs térképen, ennek oka, hogy a nagy adatmennyiséget csökkentse, ezzel csökkentve a számítási komplexitást. A kellően csökkentett dimenziószám esetén úgynevezett teljesen összekapcsolt (fully-connected, FC) rétegek kapunk melyek segítségével gyorsan elvégezhető a klasszifikáció. A legismertebb CNN hálózatok közé tartozik az Simonyan és Zisserman [57] által fejlesztett VGG16 neurális hálózat, melyet nagyméretű képfelismerésre terveztek. Ennek a hálózatnak a rétegeit mutatja a **3-10. ábra**.



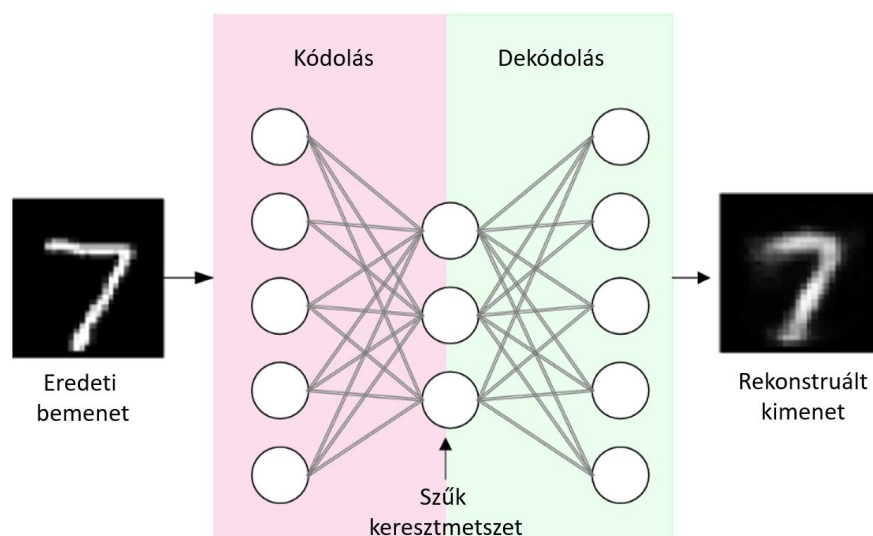
3-10. ábra. VGG16 neurális hálózat [58].

A neurális hálózatok egy következő nagy csoportja a visszacsatolásos neurális hálózatok (RNN). Az RNN-ek lényege, hogy minden egyes kimeneti elemet a hálózat a korábbi kimeneti elemek függvényeként értékeli. Ezek a hálózatok képfeldolgozás szempontjából nem igazán relevánsak, inkább szövegek fordítása, vagy természetes nyelvfeldolgozó (natural language processing) algoritmusok esetén szokás alkalmazni [59].

Az autoencoder hálózatokat szintén gyakran alkalmazzák a képfeldolgozás területén. Architektúrájuk hasonló a CNN hálózatokhoz, azonban itt a képek tömörítése után azoknak dekódolása is megtörténik. Az autoencoder hálózatok négy fő részből állnak [60]:

- kódolás, mely során a bemeneti adatok dimenziócsökkentése és tömörítése történik,
- szűk keresztmetszet, amely a hálózat azon rétege, amely a bemeneti adatok legkisebb dimenziószámra csökkentett reprezentációját tartalmazza,
- dekódolás, mely során a modell rekonstruálja a bemeneti adatokat a kódolt reprezentációból úgy, hogy minél közelebb álljanak a bemeneti adatokhoz,
- és a rekonstrukciós veszteség, amely azt méri, hogy a dekóder mennyire pontos kimenetet készít a bemenethez képest.

Az autoencoder hálózatok alkalmazhatók anomália detektálásra adatsorokon vagy akár képeken, képek zajszűrésére és számos más feladatra. Az autoencoder hálózatok egy sematikus felépítését szemlélteti a **3-11. ábra**.



3-11. ábra. Autoencoder hálózatok felépítése [61].

A GAN modellek új adatok generálására használható modellek, melyek általános esetben két CNN modellt használnak fel. A GAN-ok lényege, hogy két modellt együtt használ fel. Egyik a generátor, amely a bemeneti adatok alapján kimeneti adatokat generál, míg a másik a diszkriminátor, ami a generátor által készített kimeneti adatokat osztályozza, az alapján, hogy azok az eredeti bemenő adathalmaz részei vagy hamis adatok. Ezek a hálózatok jól alkalmazhatók valósághű, akár fotorealistikus képek készítésére [62].

A fejezet korábbi részeiben leírt tudás már kellő alapul szolgálhat ahhoz, hogy kiválasztásra kerüljön egy, a probléma megoldásának megfelelő típusú DNN és a konkrét hálózat előállítása megtörténjen. Azonban egy új neurális hálózat felépítése nem biztos, hogy szükséges lesz, mivel léteznek kiválóan alkalmazható, akár több évtizedes kutatások eredményeiként készítették, amelyek nyílt forráskóddal felhasználhatók. Ezek a modellek könnyen illeszthetők a feldolgozni kívánt adatsorokhoz és a megfelelő paraméterek beállításával gyors és jól optimalizált kimenetet eredményeznek, ami egy semmiből létrehozott modell esetén hosszú évekbe is telhet és közel sem biztosan lesz olyan hatékony. Két ilyen, iparban és kutatásban egyaránt alkalmazott DNN-t fogok bemutatni, amelyek elsősorban képeken szereplő anomáliák lokalizálására alkalmasak. Ezek a PaDiM és a PatchCore.

A PaDiM egy elsősorban ipari alkalmazásokra fejlesztett anomália detektálásra alkalmas modell, mely előre tanított CNN-eket használ. A PaDiM előtt számos próbálkozás volt mély tanuló neurális hálók alkalmazására anomális detektálási feladatokra ipari alkalmazásokban, ezek viszont vagy nehezen tanítható, vagy hatalmas erőforrásigényű modellek voltak. Ez a modell az ImageNet adatbázis adatain lett tanítva, amely több mint 14 millió képet tartalmaz. A modell a képet foltokra osztja, majd a foltokból kiemeli a beágyazódásokat, amelyek anomáliákra utalhatnak. Mivel rengeteg számítási igénye lenne minden beágyazás vizsgálatának, ezért a beágyazódások közül véletlenszerűen történik mintavételezés többváltozós Gauss-eloszlás szerint. Ezek után minden egyes foltra és beágyazódásra megbecsüli az értékeket az adott alkalmazás

tanító adathalmazán. A modell illesztése során a feldolgozott képek foltjainak anomália pontszámát a tesztfolton belüli beágyazódások és a tanított eloszlás közötti Mahalanobis-távolság¹ adja meg [63].

A PatchCore modell nagyon hasonlóan működik a PaDiM-hoz. Fő különbség a PaDiM-hoz képest, hogy a PatchCore nem egy Gauss-eloszlás szerint tartja meg az adott beágyazódások jellemzőit, hanem egy memóriabankban eltárolja azokat, így a teszt fázisban az összes folthoz tartozó adat elérhető [64]. Többek között ebből is következik, hogy a modellek azonos adathalmazon való tesztelése során a PatchCore magasabb AUROC (Area Under Receiver Operating Characteristic Curve – vevői működési jelleggörbe alatti területe) mérőszám értékkel rendelkezik az anomáliák detektálása és a képeken való szegmentálás esetében is. A detektálás esetén a PatchCore 99,6%-os, míg a PaDiM 97,9%-os AUROC értékkel rendelkezik [65].

A fejezet során ismertettem egy eszköztárt, amely kellően mély alapokat nyújt ahhoz, hogy újszerű képfeldolgozó algoritmusokat fejlesszek a hagyományos digitális képfeldolgozás és a mesterséges intelligencia különböző eszközeivel.

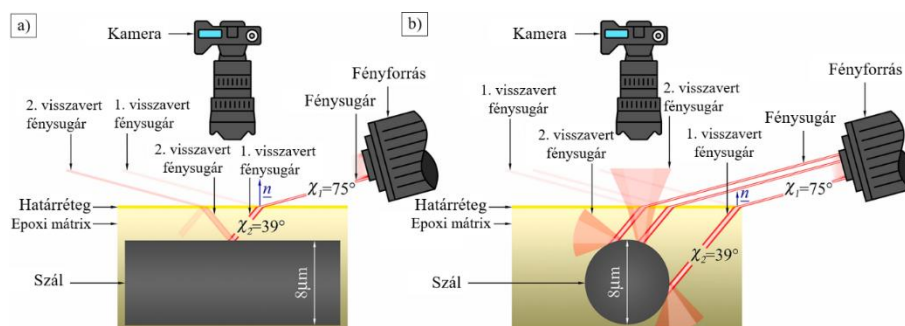
¹ Mahalanobis-távolság egy mérőszám, ami egy adott pont és eloszlás közötti Euklidészi-távolságot méri, így alkalmas különböző modellek azonosíthatóságára és elemzésére.

4. FEJLESZTETT ALGORITMUSOK ISMERTETÉSE

A következő fejezetben az általam fejlesztett algoritmusok fejlesztése során felhasznált eszközöket és a koncepcionális működési elvüket mutatom be. Az algoritmusokat Python programnyelven fejlesztettem számos képfeldolgozásra fejlesztett könyvtár alkalmazásával.

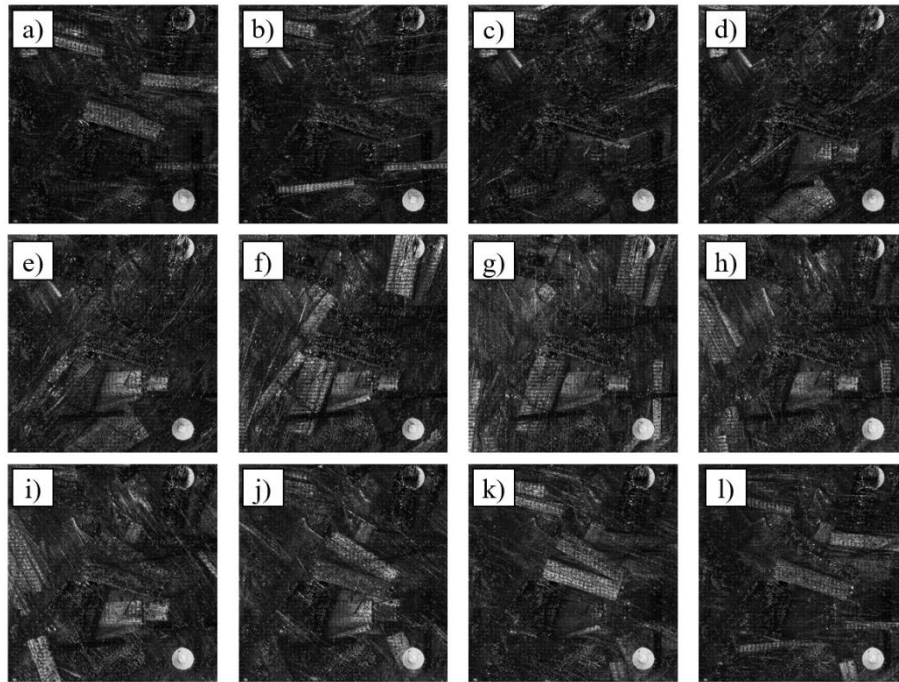
4.1. Bemeneti adatok

Az algoritmus bemeneti adatai vágott szénzálerősítésű, epoxi mátrixú polimer kompozit anyagról készített képek voltak. A képek egy kutatás keretein belül készültek, mely során a digitális képfeldolgozás útján nehezen felismerhető szénzáalak úgynevezett teljes belső visszaverődési (total internal reflection) tulajdonságát használták ki [66]. A módszer lényege, hogy a különböző irányultságú szénzáalak a fényt különböző módon törik meg és verik vissza, ezért 12 különböző megvilágítási irányból készítettek képeket egy kompozitlemezzről. Amennyiben a megvilágítás iránya a szénzáallal megegyező irányú volt, úgy alacsony a valószínűsége, hogy a szénzálról visszavert fény érzékelhető a kamera által, míg amennyiben a megvilágítás iránya a szénzál irányára merőleges volt, úgy a visszavert fénysugarat a kamera nagy valószínűséggel érzékelni tudta. Ezen felül a fény akkor verődik teljesen vissza a mátrix és az erősítőszál határáról, ha a beesési szög egy kritikus (χ_c) értéket elér, ami csak abban az esetben lehetséges, ha a megvilágítás iránya szénzál irányára merőleges. Ezeket a visszaverődési tulajdonságokat kihasználva, már hatékonyan alkalmazhatók kontrasztkülönbségen alapuló digitális képfeldolgozási módszerek arra, hogy az erősítőszálak lokalizálásra kerüljenek. Ehhez a kompozittábláról különböző megvilágításokból szükséges fényképet készíteni, majd ezeket a képeket a szuperpozíció elve szerint szükséges egymásra rendezni [67]. A bemeneti adatok készítésének módját a 4-1. ábra. szemlélteti.



4-1. ábra. Bemeneti képek készítésének elve, szénzáalak fényvisszaverődése a) amennyiben a szénzál iránya megegyezik a megvilágítás irányával és b) amennyiben a szénzál és a megvilágítás iránya egymásra merőlegesek [67].

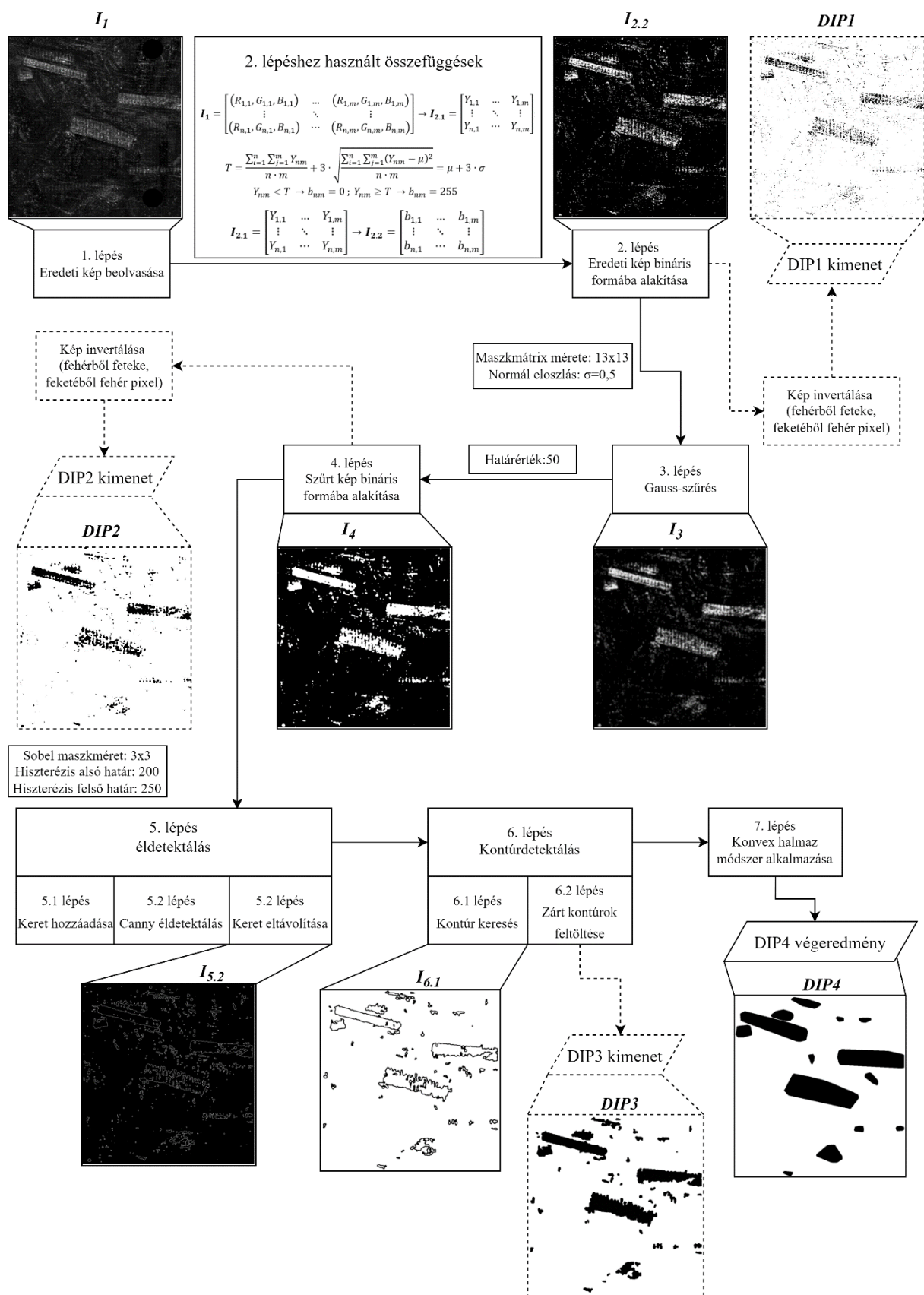
A kompozit tábláról ezen módszerrel készült képek ezek alapján megfelelőek arra, hogy a szénszálak detektálására kontrasztkülönbségen alapuló digitális képfeldolgozási eljárást fejlesszék. Az algoritmus bemenetei képeit – melyeken a szénszálak fényvisszaverődési tulajdonságaiból adódó kontrasztkülönbség miatt a szénszálak akár szabad szemmel is észrevehetők – mutatja be a **4-2. ábra**, ahol ugyanazon fényképezett terület látható tizenkét különböző megvilágításban.



4-2. ábra. Ugyanazon fotózott kompozit terület a) 0°-os, b) 15°-os, c) 30°-os, d) 45°-os, e) 60°-os, f) 75°-os, g) 90°-os, h) 105°-os, i) 120°-os, j) 135°-os, k) 150°-os és l) 165°-os megvilágítási szög esetén.

4.2. DIP algoritmusok

A kontrasztkülönbségen alapuló általam fejlesztett DIP algoritmus több olyan részlépésből áll, melynek eredményei alapvetően megoldást kínálnak a megoldandó feladatra, vagyis a szénszálak detektálására, így a teljes folyamat több részlépését is eredménynek tekintem. Ezek a részlépések bizonyos megközelítésekben ugyanis valós megoldást szolgálhatnak hasonló jellegű problémákra, például azokban az esetekben, ahol a pontosság mérsékeltebb szerepet játszik a számítási kapacitás korlátozottsága mellett. Ebben a részben bemutatom az általam fejlesztett DIP algoritmus minden lépését. Az algoritmusról egy átfogó képet nyújt a **4-3. ábra**.



4-3. ábra. A DIP algoritmus működésének folyamatábrája.

A folyamat első lépéseként a képet beolvassa az algoritmus. Ezután a következő lépés első részlépésében (2.1 lépés) a háromcsatornás RGB (red-green-blue vagy piros-zöld-kék) színekódolású képből egycsatornás szürkeárnyaltos képet készít az OpenCV könyvtár beépített függvénye szerint. Az átváltáshoz használt matematikai modell a 4.1 egyenletben [68], míg a képmátrixok közötti konverzió a 4.2 egyenletben olvasható.

$$Y = 0,299 \cdot R + 0,587 \cdot G + 0,114 \cdot B \quad (4.1)$$

$$\mathbf{I}_1 = \begin{bmatrix} (R_{1,1}, G_{1,1}, B_{1,1}) & \dots & (R_{1,m}, G_{1,m}, B_{1,m}) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ (R_{n,1}, G_{n,1}, B_{n,1}) & \dots & (R_{n,m}, G_{n,m}, B_{n,m}) \end{bmatrix} \rightarrow \mathbf{I}_{2.1} = \begin{bmatrix} Y_{1,1} & \dots & Y_{1,m} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ Y_{n,1} & \dots & Y_{n,m} \end{bmatrix} \quad (4.2)$$

Y : az átváltott szürkeárnyaltos képpont érték,

R : az eredeti kép képpontjának piros komponense,

G : az eredeti kép képpontjának zöld komponense,

B : az eredeti kép képpontjának kék komponense,

$\mathbf{I}_1$: az első lépésben beimportált képet megadó mátrix,

$\mathbf{I}_{2.1}$: a 2.1 lépésben létrehozott képmátrix,

n : a mátrix sorainak száma,

m : a mátrix oszlopainak száma.

A második lépés következő részlépése, hogy a szürkeárnyaltos képből egy bináris képet csinál. Mivel a bemeneti képek fényintenzitása eltérő, így nem lett volna célszerű egy általánosan használt határértéket megadni, hogy milyen szürkeárnyalati intenzitás alapján váltsa az adott képpont értékét 0 (fekete) vagy 255 (fehér) értékre. Ebből kifolyólag egy általam meghatározott tapasztalati képlet alapján történik meg a határérték meghatározása, amely az adott szürkeárnyaltos kép intenzitásának átlagos nagyságát és a képpontok értékének a szórását veszi figyelembe. Az átváltáshoz használt képletek a 4.3-4.7 egyenletekben olvashatók. Az így készített képek invertált változata a képfeldolgozó algoritmus első kimeneti részeredményeit adják (DIP1). A **4-2. ábra** által bemutatott eredeti képekhez tartozó DIP1 részeredményeket a **4-4. ábra** szemlélteti.

$$\mu = \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m Y_{nm}}{n \cdot m} \quad (4.3)$$

$$\sigma = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m \left(Y_{nm} - \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m Y_{nm}}{n \cdot m} \right)^2}{n \cdot m}} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m (Y_{nm} - \mu)^2}{n \cdot m}} \quad (4.4)$$

$$T = \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m Y_{nm}}{n \cdot m} + 3 \cdot \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m (Y_{nm} - \mu)^2}{n \cdot m}} = \mu + 3 \cdot \sigma \quad (4.5)$$

$$Y_{nm} < T \rightarrow b_{nm} = 0 ; Y_{nm} \geq T \rightarrow b_{nm} = 255 \quad (4.6)$$

$$I_{2.1} = \begin{bmatrix} Y_{1,1} & \dots & Y_{1,m} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ Y_{n,1} & \dots & Y_{n,m} \end{bmatrix} \rightarrow I_{2.2} = \begin{bmatrix} b_{1,1} & \dots & b_{1,m} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ b_{n,1} & \dots & b_{n,m} \end{bmatrix} \quad (4.7)$$

μ : szürkeárnyaltos képpont értékek átlaga,

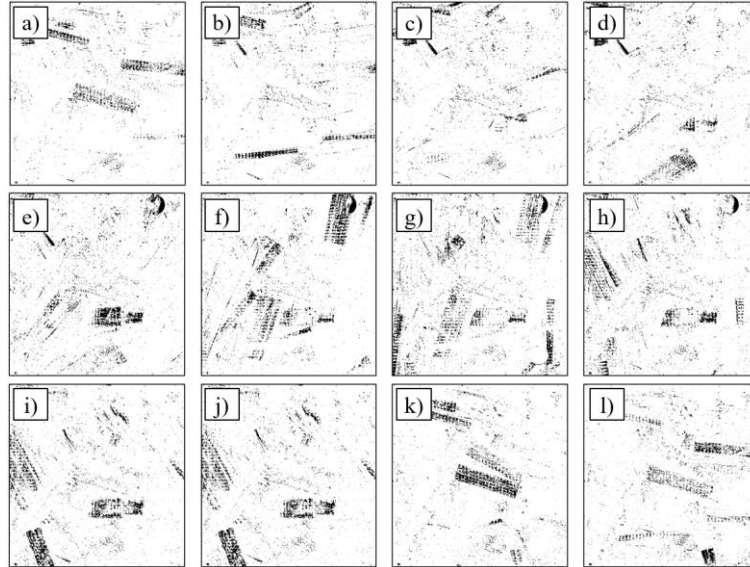
σ : szürkeárnyaltos képpont értékek szórása,

T : bináris átváltáshoz használt tűrésérték

$I_{2.2}$: képmátrix a 2.2 részlépesben,

b : binarizált képmátrix pontjai,

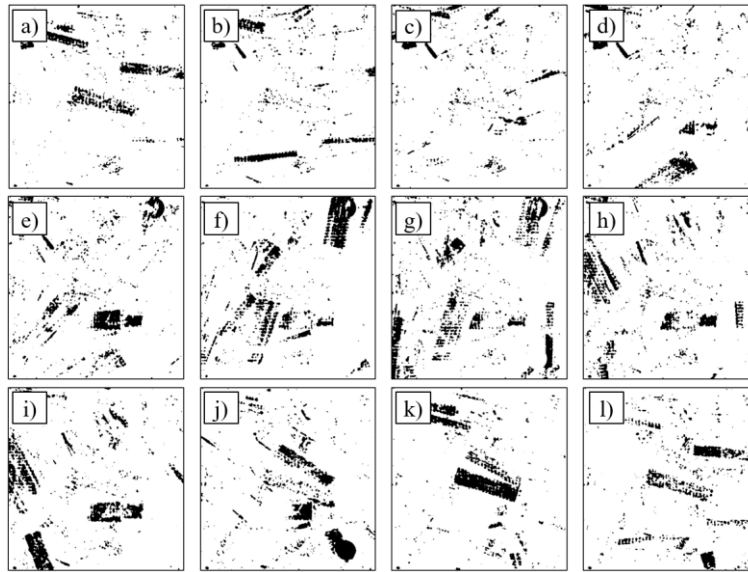
i, j : futóváltozók.



4-4. ábra. Minta a DIP algoritmus első részeredményként (DIP1) kapott képekből a) 0°-os, b) 15°-os, c) 30°-os, d) 45°-os, e) 60°-os, f) 75°-os, g) 90°-os, h) 105°-os, i) 120°-os, j) 135°-os, k) 150°-os és l) 165°-os megvilágítási szög esetén.

Az algoritmus DIP1 első részeredményeinél a képen szabadszemmel is megfigyelhető a kontrasztkülönbség a kompozit adott irányban szálakat tartalmazó és nem tartalmazó részei között. Azonban a detektált szálrészek nem folytonosak, vagyis sok szakadás vehető észre a detektált területeken belül, illetve a kép többi része is hibásan detektált területeket tartalmaz, melyek okai kisebb sérülések vagy szennyeződések. A 3. lépésben a kitöltés javítása érdekében az algoritmus egy Gauss-szűrést alkalmaz a 3.1.1 fejezetben bemutatott módon. A szűrés során 13×13 -as maszkméret és $\sigma=0,5$ értékű normál eloszlás van alkalmazva. Mivel ennek a lépésnek a célja az előző lépésben detektált szálak és mátrixanyag közötti határ „elmosása”, elhomályosítás, illetve a kisebb zajok kiszűrése volt, ezért a lépés kimenete ismét egy szürkeárnyaltos kép lett.

Az előző lépéssel, sikerült a képen található kisméretű hibáknak egy részét eltávolítani, illetve a Gauss-szűrés okozta elmosásnak a hatása, hogy azokon a területeken, ahol feltételezhetően a szálakat sikerült detektálni, nagyobb egybefüggő részek alakultak ki az elmosódás hatására. A folyamat 4. lépésében a szűrés eredményeként kapott képet ismét bináris formába alakítja az algoritmus, így jobban kiemelve az eredeti képen is megfigyelhető kontrasztkülönbséget. Mivel a bemeneti kép ebben az esetben egy szürkeárnyaltos kép – nem pedig RGB –, így a bináris formába alakítás már egy lépésben elvégezhető a 2. lépésben leírtakkal ellentétben. Továbbá ebben a lépésben nincs szükség a 2. lépésben kifejtett képlet használatára a bináris formára alakításhoz használt tûrés megadására, mivel a már részben feldolgozott képek esetén a fényintenzitás nem tér el olyan nagy mértékben, mint az eredeti képek esetében. Ebben a lépésben, ha a szürkeárnyaltos képpont értéke 50 alatt volt, akkor 0 (fekete szín), ha felette, akkor 255 (fehér szín) értéket vett fel az adott képpont. Az algoritmus 4. lépése során létrehozott képek a folyamat második részeredményét adják (DIP2). A **4-2. ábra** által bemutatott eredeti képekhez tartozó DIP2 részeredményeket a **4-5. ábra** szemlélteti.

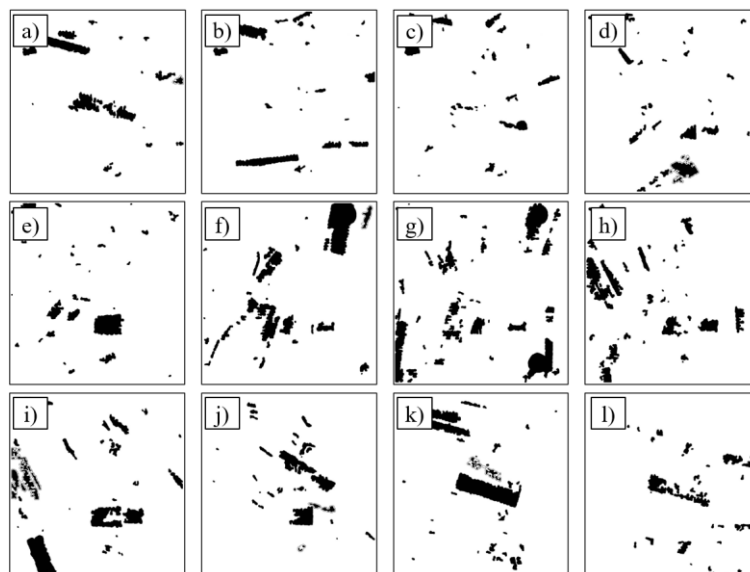


4-5. ábra. Minta a DIP algoritmus második részeredményként (DIP2) kapott képekből a) 0°-os, b) 15°-os, c) 30°-os, d) 45°-os, e) 60°-os, f) 75°-os, g) 90°-os, h) 105°-os, i) 120°-os, j) 135°-os, k) 150°-os és l) 165°-os megvilágítási szög esetén.

A DIP1 és DIP2 eredmények fő hiányosságai, hogy a képek viszonylag sok kis méretű zajokat tartalmaznak, illetve a detektált területek egybefüggősége további javításokat igényelhet. Ehhez egy célravezető módszer a zárt képen látható zárt kontúrok megkeresése, majd a detektált kontúrok feltöltése, azonban a képek jelenlegi formájában ez nem kivitelezhető hatékonyan. A kontúrdetektálás megfelelő kivitelezésének előkészítéséhez egy következő lépés szükséges, 3 részlépéssel (5.1, 5.2. és 5.3 részlépések). Ezen lépés során először a kép méreteinek megnövelése a cél, egy átmeneti jellegű és egyszínű keret hozzáadásával (5.1 lépés), továbbá egy Canny-éldetektáló algoritmus elvégzése (5.2 lépés), majd az átmeneti keret eltávolítása a további felhasználás előtt (5.3 lépés). Az 5.1 részlépés során egy 5 képpont szélességű egyszínű fekete kerettel kerül kiszélesítésre a kép. Erre azért van szükség, hogy előkészítsük a következő részlépésben elvégzendő Canny-éldetektálást. A 5.2 részlépésben egy Canny-éldetektálást végez az algoritmus a 3.1.1 fejezetben leírtaknak megfelelően (i. Gauss-szűrés, ii. gradiens alapú Sobel-élkeresés, iii. nem-maximális élek elnyomása, iv. hiszterézis küszöbölése). Az éldetektálás elvégzéséhez az algoritmus az OpenCV beépített Canny-élkereső függvényét használja. A függvény beállítása során lehetőség van a gradiens alapú Sobel-élkeresés során használt maszkméret megadására, valamint a hiszterézis küszöbölés során használt tűrésértékek megadására. A függvény beállítása során az algoritmus 3x3-as maszkméretet alkalmaz a Sobel-élkereséshez, illetve

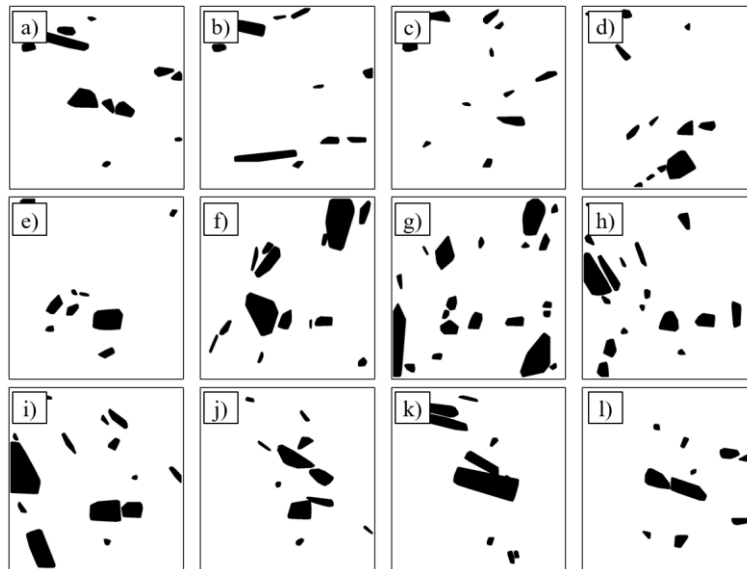
a hiszterézis küszöbölés során használt első tûrés értéke 200 (ez alatt az intenzitás alatt a képpont nem releváns besorolású), míg a második tûrés értéke 250 (ezen érték felett erős besorolású a képpont). Az éldetektálást megelőző lépésre azért volt szükség, mivel abban az esetben, ha a detektált szálrégió a kép szélén található, úgy az élkeresés során ezt nincs mód megtalálni, ebből kifolyólag a kontúrkeresés során majd nem lehet zárt kontúrokat találni. A 5.3 részlépésben az átmenetileg létrehozott keret már eltüntethető, mivel az élkeresés során sikerült a teljes kép éldetektálását elvégezni.

Az éldetektált képek egy megfelelő előkészítést adtak ahhoz, hogy a következőkben elvégezhető legyen a zárt kontúrok keresése. A 6.1 részlépésben megtörténik az előkészített éldetektált képeken a zárt kontúrok keresése. A kontúrkereséséhez az algoritmus az OpenCV beépített kontúrkereső függvényét (findContours) használja. A kontúrkeresés alkalmazásának oka, hogy a Canny éldetektálás során előfordulnak szakadások a detektált élekben és ezek a szakadások nem teszik lehetővé a talált élek közötti kitöltést. Az éldetektálás csak általánosan módosítja a képpontok értékét egy előre megadott logikának megfelelően, míg a kontúrkeresés során a detektált kontúrok pozíciója eltárolásra kerül a memóriában. A 6.2 részlépésben detektált zárt kontúrok feltöltését végzi az algoritmus. A 6 lépésben létrehozott képek adják az algoritmus harmadik részeredményét (DIP3). A **4-2. ábra** által bemutatott eredeti képekhez tartozó DIP3 részeredményeket a **4-6. ábra** szemlélteti.



4-6. ábra Minta a DIP algoritmus harmadik részeredményként (DIP3) kapott képekből a) 0°-os, b) 15°-os, c) 30°-os, d) 45°-os, e) 60°-os, f) 75°-os, g) 90°-os, h) 105°-os, i) 120°-os, j) 135°-os, k) 150°-os és l) 165°-os megvilágítási szög esetén.

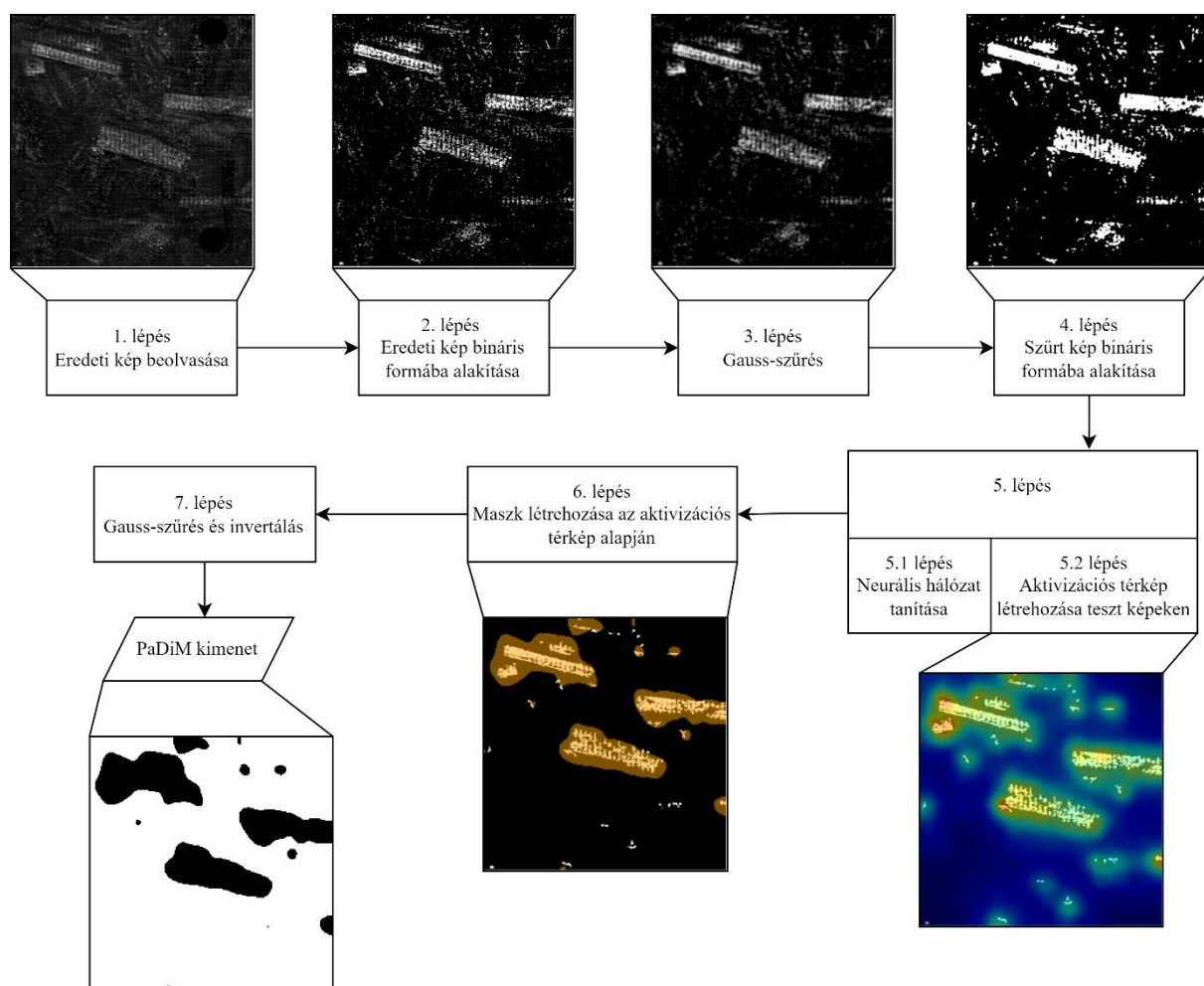
A hagyományos digitális képfeldolgozási módszereket alkalmazó algoritmus utolsó, 7. lépése 2 részlépésből áll. A 7.1 részlépésben a 3.1.1 fejezetben ismertetett konvex halmaz módszert alkalmazza az algoritmus, amely során a 6. lépésben detekált zárt kontúrokat a lehető legkisebb konvex befoglaló sokszöggel veszi körül. Mivel ismert, hogy a szálak egy konvex alakzatként vannak jelen a kompozit anyagon belül, így ez a módszer jó közelítés a valós helyzetükhöz képest, amely jelentősen pontosítja a szálak lokalizálását. A befejező 7.2 részlépés során a képeken található kisebb méretű, feltételezhetően különböző zavarok (kisebb szennyeződések, sérülések stb.) kiszűrése történik. Ez oly módon történik, hogy az algoritmus megvizsgálja a kontúrok területének a hosszát és amennyiben ez egy előre megadott tűrésértéknél (100 képpont) kisebb, úgy a képről eltávolításra kerülnek. Ez a lépés adja a hagyományos képfeldolgozási módszereket alkalmazó algoritmus végeredményét (DIP4). A **4-2. ábra** által bemutatott eredeti képekhez tartozó DIP4 végeredményeket a **4-7. ábra** szemlélteti. Az általam fejlesztett DIP algoritmusokhoz tartozó forráskód a mellékletben megtekinthető.



4-7. ábra. Minta a DIP algoritmus végeredményként (DIP4) kapott képekből a) 0°-os, b) 15°-os, c) 30°-os, d) 45°-os, e) 60°-os, f) 75°-os, g) 90°-os, h) 105°-os, i) 120°-os, j) 135°-os, k) 150°-os és l) 165°-os megvilágítási szög esetén.

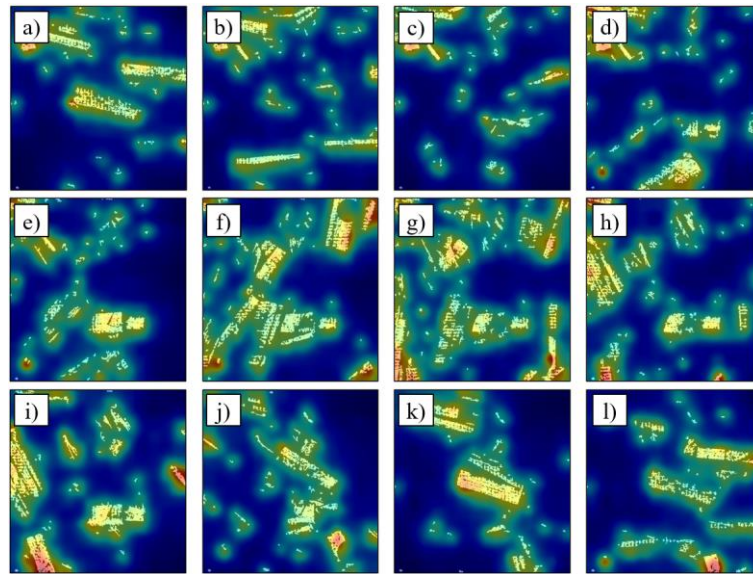
4.3. Hibrid algoritmusok

Habár a DIP algoritmus is emberi szemmel való értékelés során pontosnak ítélt eredményeket szolgáltat, megfigyelhető a folyamatban, hogy a DIP2 és DIP3 részeredmények között – a zárt kontúrkeresés során – bizonyos területeken nem sikerül érzékelnie az algoritmusnak, mivel nem sikerül kellő mennyiségű zárt kontúrt találni. A hagyományos képfeldolgozási módszerekkel csak egy bizonyos mennyiségig sikerült a detektált területek egybefüggőségét javítani, így az algoritmus további fejlesztéséhez más megoldást kellett találni. A megoldás mesterséges intelligenciával támogatott módszerek alkalmazása volt, mivel ezekkel a módszerekkel a rögzített logikát alkalmazó DIP módszereknél rugalmasabb megoldást lehet előállítani. Az algoritmus fejlesztése során több, a 3.1.2 fejezetben bemutatott modellt is kipróbáltam (VGG16, PaDiM, PatchCore), azonban kielégítő eredménnyel a PaDiM modell alkalmazása szolgált. A következőkben ismertetem a digitális képfeldolgozási és mesterséges intelligencia eszközöket együttesen alkalmazó új algoritmust, illetve röviden írok a másik két, kipróbált modell hiányosságairól is. A hibrid algoritmus első 4 lépésében megegyezik a DIP algoritmussal, majd a 4. lépés során előállított képek adják a modell bemeneti adatait. A hibrid algoritmusról nyújt egy átfogó képet a 4-8. ábra.



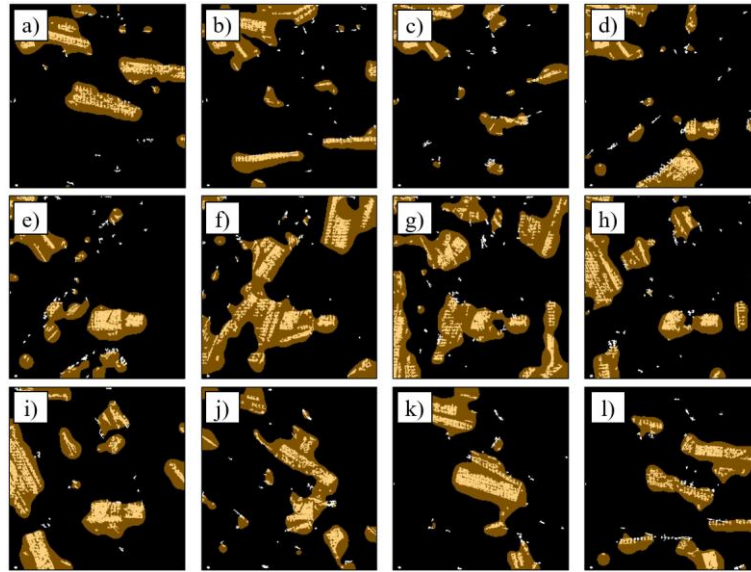
4-8. ábra. Hibrid algoritmus működésének folyamatábrája.

A modell előre tanított neurális hálózatot alkalmaz, melynek lényege, hogy nem szükségesek különösebben komoly erőforrások ahhoz, hogy az alkalmazásnak megfelelő eredményeket szolgáltatson a viszonylag kevés bemeneti tanító adat alapján. A hálózatban alkalmazott súlyok már adottak, viszont a felhasználás során szükséges kategorizált tanító adathalmazt szükséges a bemenet során rendelkezésre bocsátani. A modell tanítása során 322 darab képet használtam, melyek az alapján voltak kategorizálva, hogy tartalmaztak-e szálkötegeket vagy sem. A kész modellt 60 képen teszteltem, melyeken az 5. fejezetben olvasható kiértékelést is végeztem. A hibrid algoritmus 5. lépésében elkészül az aktivizációs térkép, melyet a neurális hálózat az adott képpontokhoz tartozó Mahalanobis-távolság alapján határoz meg. Ezeket az aktivizációs térképeket szemlélteti a **4-9. ábra**.



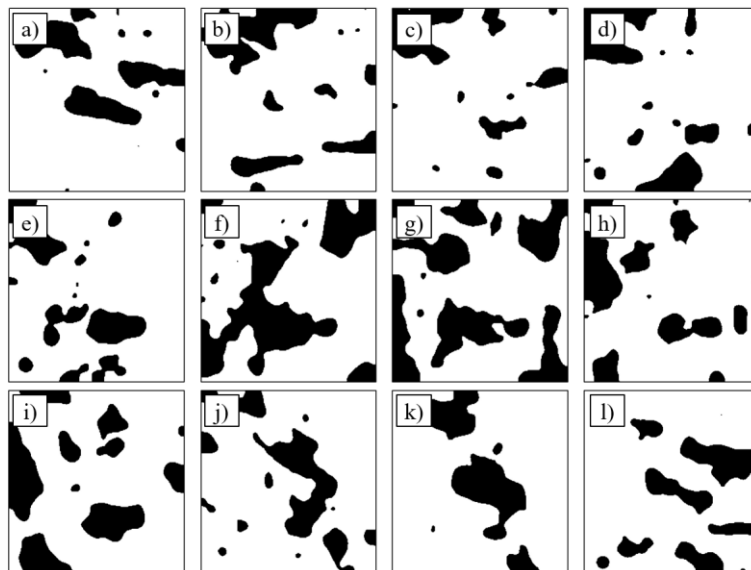
4-9. ábra. Mint a DIP2 részeredmények alapján létrehozott aktivizációs térképekről a) 0°-os, b) 15°-os, c) 30°-os, d) 45°-os, e) 60°-os, f) 75°-os, g) 90°-os, h) 105°-os, i) 120°-os, j) 135°-os, k) 150°-os és l) 165°-os megvilágítási szög esetén.

Az aktivizációs térképek szemrevételezése azt sejteti, hogy a folyamat fejlesztése szempontjából kielégítő eredménnyel fog szolgálni a hibrid algoritmus, azonban ezek az ábrák önmagukban nem elegendők a kiértékeléshez, ezért további lépésekre van szükség. A hibrid algoritmus 6. lépésében létrehozza az adott képekhez tartozó maszkot, mely meghatározásának alapját az aktivizációs térkép pontjainak értékei adják. Jelen modell esetén ez a határérték 15 volt, melyet a határérték változtatásának többszöri iterációjával határoztam meg. A DIP2 képek és a létrehozott maszkok egy képen történő ábrázolására ad képet a **4-10. ábra**, ahol a létrehozott maszk narancssárga színnel figyelhető meg a bemeneti DIP2 képeken.



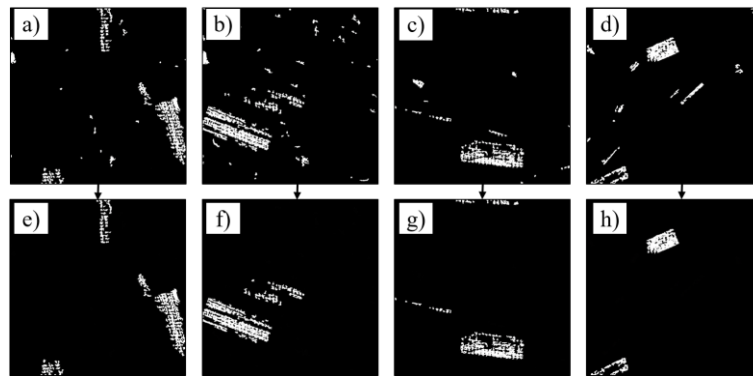
4-10. ábra. Minta az aktivizációs térképek alapján létrehozott maszkokból a) 0°-os, b) 15°-os, c) 30°-os, d) 45°-os, e) 60°-os, f) 75°-os, g) 90°-os, h) 105°-os, i) 120°-os, j) 135°-os, k) 150°-os és l) 165°-os megvilágítási szög esetén.

A létrehozott maszkok jelentősen javítják a DIP2 módszerrel létrehozott képeken detektált területek folytonosságát. A végeredmény készítése előtt az utolsó lépés a detektált részek élének simítása volt, melyhez egy Gauss szűrőt alkalmaz az algoritmus 13x13-as maszkméret és $\sigma=0,5$ értékű normál eloszlás alkalmazása mellett. A hibrid algoritmus által létrehozott képet mutatja be a **4-11. ábra**.



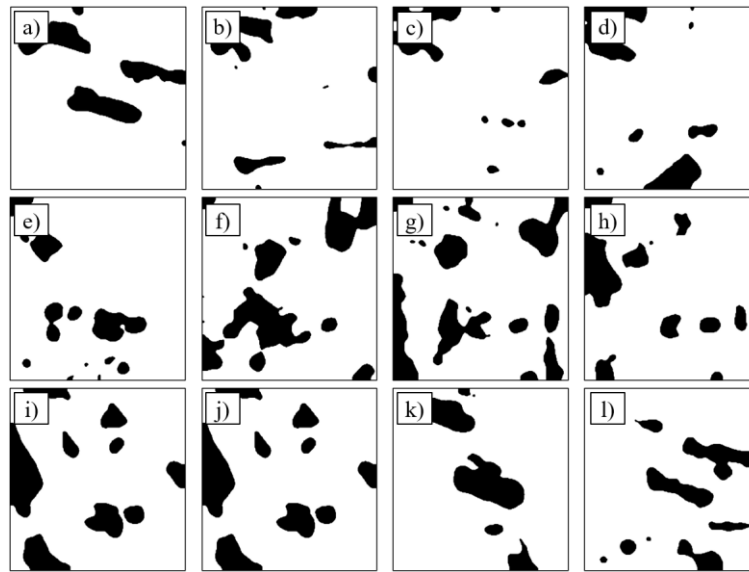
4-11. ábra. Minta a hibrid algoritmus kimeneti képeiből (PaDiM) a) 0°-os, b) 15°-os, c) 30°-os, d) 45°-os, e) 60°-os, f) 75°-os, g) 90°-os, h) 105°-os, i) 120°-os, j) 135°-os, k) 150°-os és l) 165°-os megvilágítási szög esetén.

A hibrid algoritmus további pontosítása érdekében egy másik modellt is alkottam, ahol eltérő tanítási módszert alkalmaztam. A módszernek a lényege az volt, hogy minden tanításhoz használt képhez definiáltam egy úgynevezett mérési alapot (angolul ground truth). A modell egy anomális detektálásra kifejlesztett modell, így az eddigiekben is a felhasználás alapja a következő volt: egy ideális kép, amely nem tartalmaz szálakat, az anomáliák pedig a képen lévő szálak. A tanításhoz használt képek esetén tehát a létrehozott mérési alap képeken azokat a területeket, amelyek nem tartalmazznak szálakat, eltávolítottam, ezzel pontosan megadva, milyen anomáliák várhatóak a képeken. Ez a módszer várhatóan nagyobb pontossággal fog illeszkedni a képen található szálcsoportok területéhez. A tanításhoz használt képekről és a mérési alapról ad egy mintát a **4-12. ábra**.



4-12. ábra. A modell tanításához használt képek a-d) és a hozzájuk tartozó mérési alapok (ground truth) e-h).

Ezen modell működése teljes mértékben megegyezik a fejezet korábbi részeiben bemutatott hibrid algoritmussal, csupán a tanítás módja tér el. A modell a vártan megfelelően működött és a teszt képeken futtatott vizsgálatok során magasabb értékek szerepeltek az aktivizációs térképen. Az aktivizációs térképek és az alkotott maszkok jellegre hasonlóak a **4-9. ábra** és a **4-10. ábra** által bemutatottakhoz, így azok szemléltetése nem tartalmaz új információt az algoritmus megértése szempontjából. Ami eltérés, hogy a magasabb aktivizációs értékek miatt többszöri iterálás után a meghatározott küszöbérték is magasabb volt a maszk meghatározásánál, ez jelen modell esetén 26 volt. A létrehozott maszkokon végül az előző modellel megegyező Gauss-szűrést hajtott végre a modell, így alakítva ki a folyamat végeredményét. Az eltérő módon tanított hibrid algoritmus által létrehozott képekből egy mintát ad a **4-13. ábra**. Az általam fejlesztett DIP algoritmusokhoz tartozó forráskód a mellékletben megtekinthető.



4-13. ábra. Minta az eltérő módon tanított hibrid algoritmus kimeneti képeiből (PaDiM2) a) 0°-os, b) 15°-os, c) 30°-os, d) 45°-os, e) 60°-os, f) 75°-os, g) 90°-os, h) 105°-os, i) 120°-os, j) 135°-os, k) 150°-os és l) 165°-os megvilágítási szög esetén.

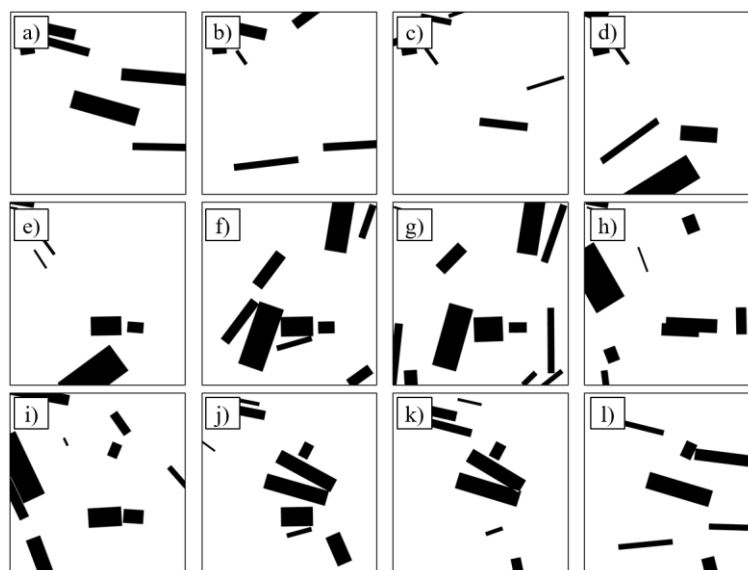
A hibrid algoritmus fejlesztése során más mesterséges intelligenciát felhasználó modelleket is megkíséreltem beépíteni az algoritmusba, melyek legfeljebb részben, vagy egyáltalán nem alkalmazhatók a detektált képek továbbfejlesztésére. Az egyik ilyen a PatchCore volt, ami a PaDiM modellhez nagyon hasonló képeken található anomáliák detektálására alkalmas előre tanított neurális hálózatot használ. A modell felhasználásra való tanítása feltehetően nem sikerült megfelelően, mivel nem volt kivetelezett kellő pontossággal a képeken látható szálkötegek becslése. A másik próbálkozás során a VGG16-os neurális hálózatot próbáltam a feladatra tanítani. Habár a modellben a képek klasszifikálása (csoportokba sorolása, hogy a képen látható-e szál vagy sem) viszonylag magas megbízhatósággal működött, a szálcsoportok területének kitöltésének javítására ez sem volt alkalmas. A dolgozat tartalmi korlátjai miatt a rosszul sikerült tanítási folyamatokról sajnos nincs módomban részleteibe menően írni.

5. EREDMÉNYEK ÉS AZOK ALKALMAZHATÓSÁGA

Ebben a fejezetben az algoritmusok által létrehozott képek teszteléséről, illetve a tesztek eredményeiről írok. Továbbá bemutatom az algoritmus alkalmazhatóságát, egy már létező kutatási projektben való illeszkedésén keresztül, illetve a témával kapcsolatos jövőbeni terveimet.

5.1. Algoritmusok tesztelésének módszere

Az algoritmusok által készített képek szemrevételezés után jellegre hasonló, azonban lényeges tulajdonságaikban eltérő eredményt nyújtanak. Mivel pusztán emberi megfigyelés alapján nem lehetséges az algoritmusok tényszerű jellemzése, így a tesztelés során szükséges egy olyan módszerrel összehasonlítani a kapott képeket, hogy egy mérőszámmal tudjuk jellemezni a kimeneteket. Az összehasonlítás alapjául egyedi, emberi szem és döntéshozás alapján készített képek szolgáltak. Ezen manuális módszerrel létrehozott képek AutoCAD szoftverben készültek, ahol az eredeti képeken szálcsoportnak ítélt területek körül lettek rajzolva közelítő téglalapokkal. A manuális módszerrel létrehozott képeket szemlélteti az **5-1. ábra**. A manuális módszerrel létrehozott képek nagyban függenek az emberi tényezőktől (aktuális hangulat, kattintás pontossága, figyelem stb.), ezért a reprodukálhatósága az automatizált módszerekhez képest mérsékelt, azonban kellően pontos képet nyújt arról, hogy az algoritmus fejlesztése során milyen végső kimenet volt az elvárás. Az algoritmusok 60 kép felhasználásával lettek tesztelve, mivel a többi kép szükséges volt a mesterséges intelligenciát felhasználó módszer tanításához.

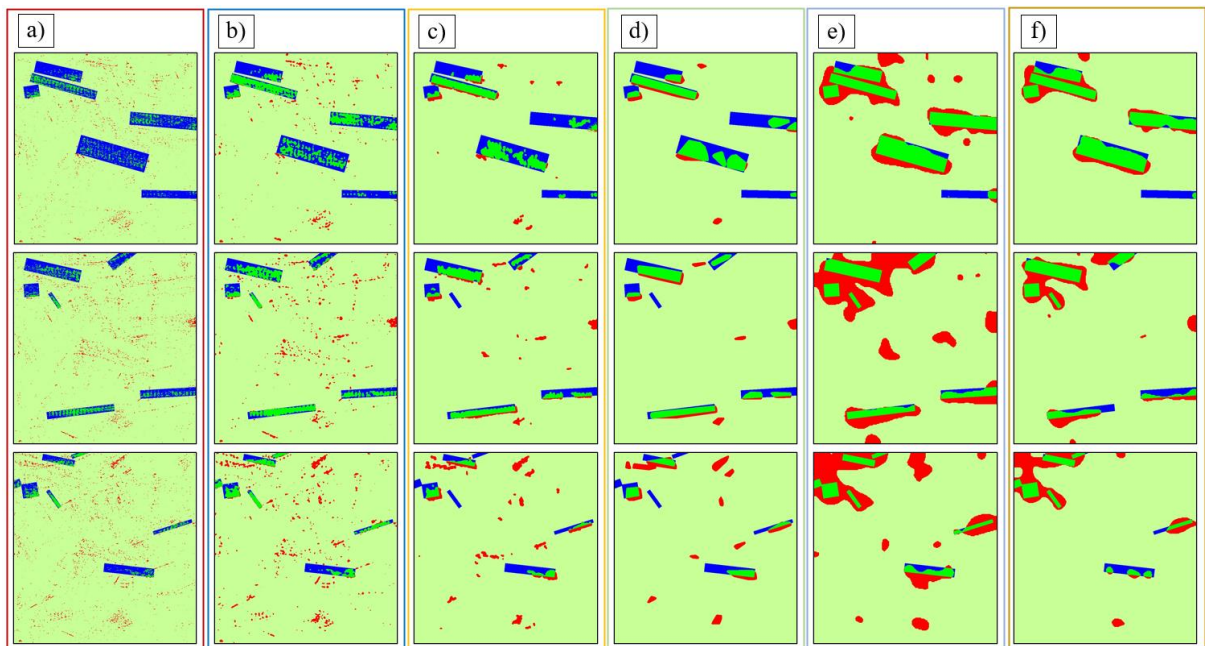


5-1. ábra. Minta a manuális módszerrel létrehozott képekből a) 0°-os, b) 15°-os, c) 30°-os, d) 45°-os, e) 60°-os, f) 75°-os, g) 90°-os, h) 105°-os, i) 120°-os, j) 135°-os, k) 150°-os és l) 165°-os megvilágítási szög esetén.

A teszteléshez használt összes bemeneti kép bináris formátumú képpontokat tartalmaz, vagyis csak fekete és fehér képpontokat tartalmaznak (fekete szín: 0 ; fehér szín: 1). Az összehasonlítás során a különböző automatizált módszerek a manuális módszerrel lettek megvizsgálva. A tesztelő algoritmus működése során a mindig egy adott módszerrel készített képnek és az annak megfelelő manuális módszerrel készített képnek a képpontjait hasonlítja össze, majd négy csoportba sorolja azokat, melyek a következők:

- helyesen érzékelt szálképpont,
- tévesen érzékelt szálképpont,
- nem érzékelt szálképpont,
- helyesen érzékelt mátrixképpont.

Ezeket a csoportokat szemlélteti az 5-2. ábra, ahol élén zöld színnel a helyesen érzékelt szálképpontok, piros színnel a tévesen érzékelt szálképpontok, kék színnel a nem érzékelt szálképpontok és világoszöld színnel a helyesen érzékelt mátrixképpontok figyelhetők meg.



5-2. ábra. Minta az egyes képpont csoportokra a manuális és automatizált módszerek összehasonlításában: a) DIP1 módszer, b) DIP2 módszer, c) DIP3 módszer, d) DIP4 módszer, e) PADIM módszer és f) PADIM2 módszer esetén.

Helyesen érzékelt szálképpont csoportba tartoznak azok a képpontok, amelyek a manuális és az adott automatizált módszerrel készített kép esetén is fekete színűek. Ha egy képpont ebbe a csoportba tartozik, akkor az automatizált módszer és a manuális módszer szerint is ott szál látható a képen. Tévesen érzékelt szálképpont csoportba akkor tartozik egy képpont, ha a vizsgált képpont a manuális képen fehér, míg az automatizált módszerrel készített képen fekete színű. Amennyiben egy képpont ebbe a csoportba tartozik, úgy a kézi módszer során az lett meghatározva, hogy azon a területen nem látható szál, míg az adott automatizált módszer úgy érzékelt, hogy ott szál található. A harmadik csoport a nem érzékelt szálképpontok kategóriája, amelybe akkor kerül egy képpont, ha a manuális módszerrel készített képen az adott képpont fekete, míg az adott automatizált módszerrel készített képen a képpont fehér. Ezen csoportba akkor kerül egy képpont, ha a manuális módszerrel úgy lett határozva, hogy az adott területen található szál, míg a vizsgált automatizált módszerrel az adott területen nem történt szál érzékelése. Az utolsó csoport a helyesen érzékelt mátrixképpontok csoportja, melybe akkor kerül egy képpont, ha az a manuális módszerrel és az automatizált módszerrel is fehér képpontként jelenik meg. Ebben az esetben mindkét módszer szerint az került megállapításra, hogy azon a kompozit mátrixanyaga látható, nem pedig szálcsoportok. Képeket alkotó képpontok ezen négy csoportba történő besorolása után már meghatározhatók mérőszámok, melyek jellemezni tudják a különböző módszerek pontosságát, több megközelítést is figyelembe véve.

A meghatározott mérőszámok a különböző csoportba sorolt képpontok mennyiségének hányadosai, melyek több szempont szerinti összehasonlítást tesznek lehetővé. Az első meghatározott mérőszám (m_1) az automatizált módszerrel helyesen megtalált fekete képpontok mennyiségének és a manuális módszerrel meghatározott képen található fekete képpontok mennyiségének a hányadosa. Ez a mérőszám megadja, hogy milyen arányban sikerült detektálni az automatizált módszerrel azokat a képpontokat, amelyek a manuális módszerrel szálként lettek érzékelve. A második meghatározott mérőszám (m_2) az automatizált módszerrel tévesen érzékelt fekete képpontok mennyiségének és a manuális módszerrel meghatározott képen található fekete képpontok mennyiségének a hányadosa. Ezen mérőszám segítségével összehasonlíthatóak az egyes automatizált módszerek, hogy milyen mértékben érzékelnek tévesen szálakat, a manuálisan érzékelt szálak mennyiségéhez képest. A harmadik mérőszám (m_3) az adott automatizált módszerrel helyesen detektált fekete képpontoknak, illetve az adott automatizált módszerrel tévesen detektált fekete képpontoknak a hányadosa. Ezzel a mérőszámmal meghatározható, hogy az adott automatizált algoritmus által szálként detektált területek milyen arányban

voltak helyesen, illetve tévesen felismerve, a manuális módszerrel készített képek szerint. A mérőszámok meghatározásához használt képletek az 5.1-5.3 egyenletekben olvashatók.

$$m_1 = \frac{b_{a,h}}{b_{m,\bar{o}}} (\%) \quad (5.1)$$

$$m_2 = \frac{b_{a,t}}{b_{m,\bar{o}}} (\%) \quad (5.2)$$

$$m_3 = \frac{b_{a,h}}{b_{a,t}} (\%) \quad (5.3)$$

Ahol

m_1, m_2, m_3 : az indexnek megfelelő mérőszámok,

$b_{a,h}$: az automatizált módszerrel helyesen érzékelt fekete képpontok száma,

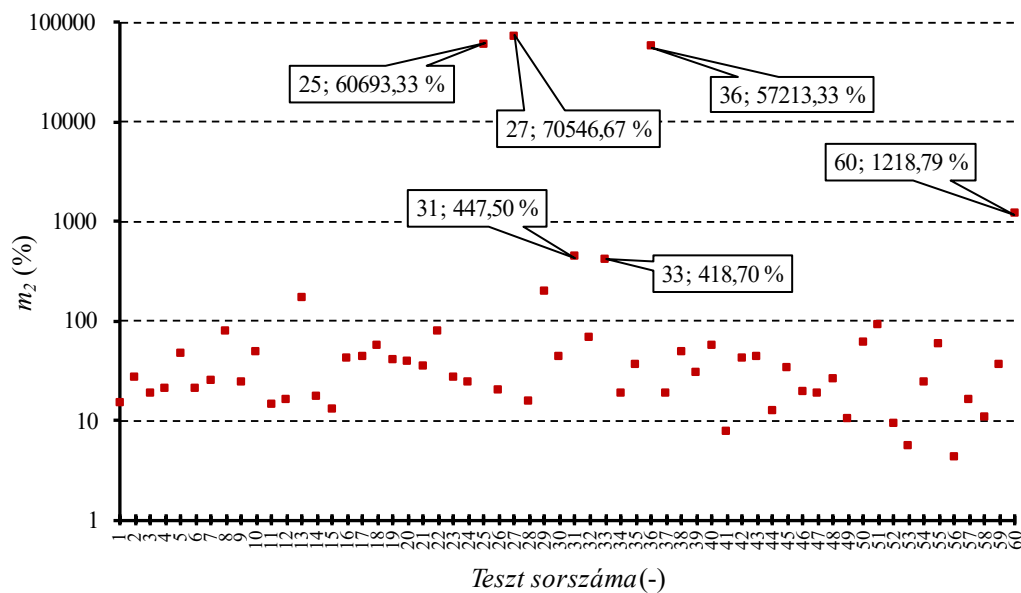
$b_{m,\bar{o}}$: a manuális módszerrel meghatározott összes fekete képpont száma,

$b_{a,t}$: az automatizált módszerrel tévesen érzékelt fekete képpontok száma.

5.2. Eredmények ismertetése és értékelése

A készített algoritmusokat különböző mérőszámokon keresztül értékeltem, melyek számításának módja az 5.1 fejezet végén olvasható. Az algoritmusok által készített képek minőségének meghatározásához a manuális módszerrel előállított képek szolgálnak. A főbb értékelési szempontok, hogy milyen arányban sikerült az automatizált algoritmusnak beazonosítani a szálcsoportok területét, milyen arányban azonosítottak be olyan területeket szálcsoportként, amelyek a manuális módszer szerint nem tartalmaznak szálcsoportokat, illetve a helyesen és tévesen beazonosított területek nagysága hogyan viszonyul egymáshoz. Ezen három fő szemponthoz illeszkedik a három mérőszám, melyeket minden tesztelésre szánt kép esetében meghatároztam. A készített módszereket ezután a kapott mérőszámok átlagával modelleztem, azonban néhány kiugró érték jelentősen torzította a kapott adatokat elsősorban az m_2 mérőszám meghatározása esetén. Ennek oka, hogy a véletlenszerűen választott teszt adathalmaz esetében volt 6 olyan eset, amely során a manuális módszerrel feldolgozott képek esetén nem volt, vagy csak nagyon kis mennyiségben volt látható szál. Azért, hogy az összehasonlítás során reprezentatív értékeket lehessen meghatározni, ezeket a kiugró értékeket az átlag számítása során nem vettem figye-

lembe. Ez csupán azért történt, hogy egy pontosabb átfogó képet alkothassak az egyes módszerek minőségéről. Az egyes módszerek abban az esetben is működőképesek, ha csak kis mennyiségű szál látható a képeken, csak a nagyon kis mennyiségű képpontok esetén az alkalmazott, arányosságokon alapuló mérőszámok nem tudják kellően reprezentálni az algoritmusok minőségét. Mivel a képek minőségének értékeléséhez szükséges más kvantitatív jellemzők megalkotására nem volt mód, ezért a leginkább kézenfekvő megoldás az volt, hogy a módszereket jellemző értékek meghatározása során ezeket az értékeket nem vettem figyelembe. A kiugró értékeket a DIP1 módszerrel készített képekhez meghatározott m_2 mérőszámok esetén szemlélteti az 5-3. ábra, melyről leolvasható a kiugró értékekhez tartozó adatbuborékokból az adott teszt kép sorszáma és a teszthez tartozó m_2 mérőszám értéke.



5-3. ábra. Kiugró értékek ábrázolása logaritmikus skálán az m_2 mérőszám és DIP1 módszerrel készített képek esetén.

A kiugró értékek eltávolítása után egy sokkal inkább a módszerek minőségét jellemző mérőszámok meghatározására volt lehetőségem. A jellemzőgenerálás során a tesztek során kapott mérőszámok átlagát, illetve az átlaghoz tartozó standard hiba értékeket számítottam ki. A standard hiba számításhoz használt képlet az 5.4 egyenletben olvasható. Az egyes módszerekhez tartozó átlagos m_1 , m_2 és m_3 mérőszámok értékét és a számított standard hibát az 5-1. táblázat adja meg.

$$\sigma_{\bar{x}} = \frac{\sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^2}{n}}}{\sqrt{n}} = \frac{\sigma}{\sqrt{n}} \quad (5.4)$$

Ahol

$\sigma_{\bar{x}}$: a standard hiba,

n : a minta elemszáma,

x_i : a minta i -edik eleme,

i : futóváltozó,

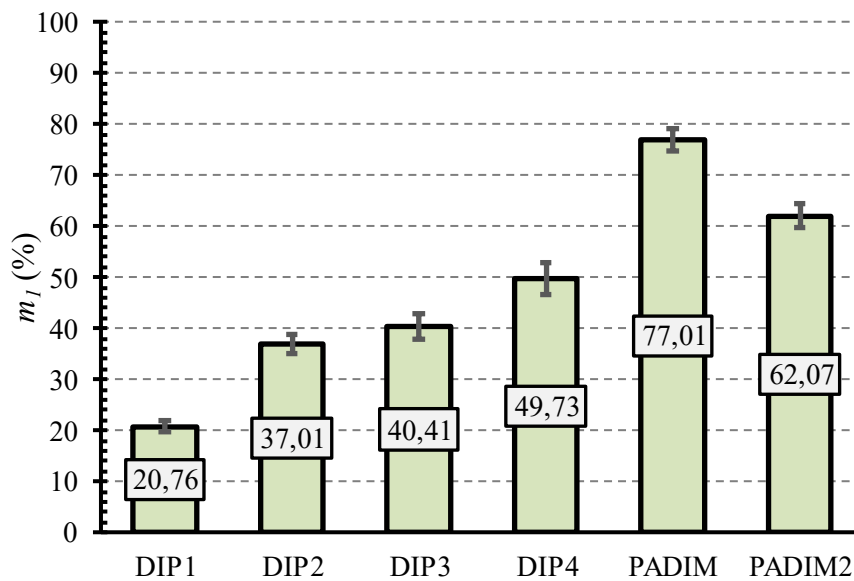
μ : a minta átlaga,

σ : a minta szórása.

5-1. táblázat. Az automatizált módszerekhez tartozó m_1 , m_2 és m_3 értékek és a standard hiba értékek.

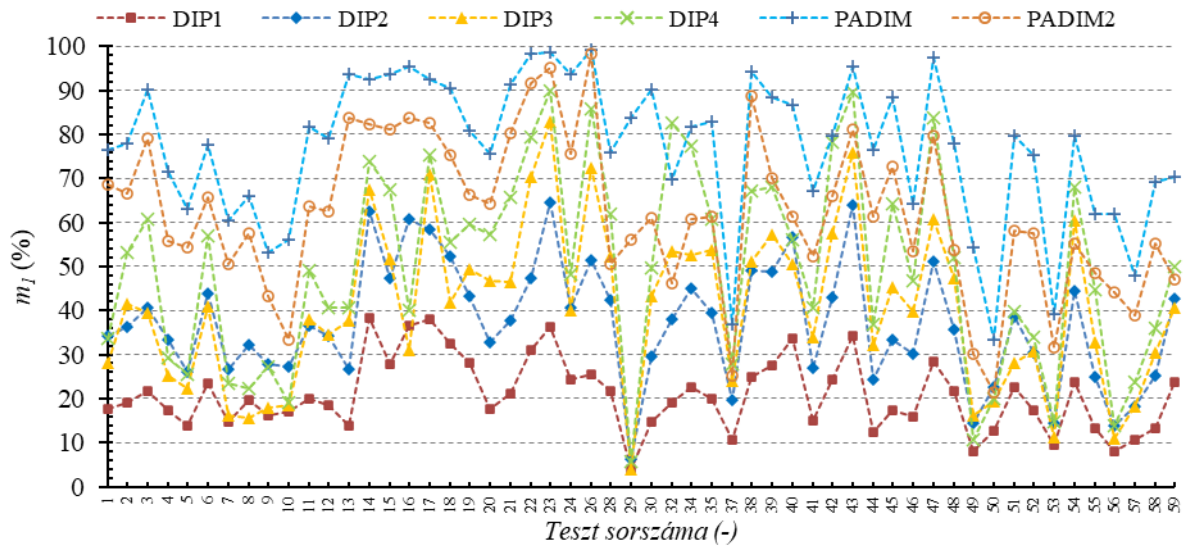
Mérőszám	DIP1 (%)	DIP2 (%)	DIP3 (%)	DIP4 (%)	PADIM1 (%)	PADIM2 (%)
m_1	20,76±1,11	37,01±1,84	40,41±2,48	49,73±3,02	77,01±2,23	62,07±2,40
m_2	37,56±4,83	47,27±6,00	35,44±4,96	37,95±4,53	121,79±8,79	67,96±6,97
m_3	87,32±7,21	125,59±10,68	185,69±17,08	207,52±20,42	80,73±5,77	143,28±16,13

Az m_1 mérőszám a helyesen megtalált fekete képpontok arányát adta meg az egyes automatizált módszerek esetén. Ezen mérőszám alapján megállapítható, hogy a két mesterséges intelligenciát is alkalmazó hibrid módszerek (PADIM és PADIM2) a legjobban működő modellek. A két mesterséges intelligencia módszereket alkalmazó modell közül a tanításhoz mérési alapot nem tartalmazó modell volt a jobban működő, ennek oka viszont a modell túlbecslésében rejlik, melyekről a fejezet további részeiben lehet olvasni. A hagyományos digitális képfeldolgozást alkalmazó modellek esetén egy folyamatos fejlődés figyelhető meg az egyes lépések között, melyek mutatják, hogy a lokalizált részek kitöltése digitális képfeldolgozással egy szintig fejleszthető, azonban átlagosan a legjobb DIP4 módszerrel is legfeljebb a szálcsoportokat tartalmazó képpontok felét sikerült megtalálni. Az m_1 mérőszám értékeit és a standard hibákat szemlélteti a **5-4. ábra**.



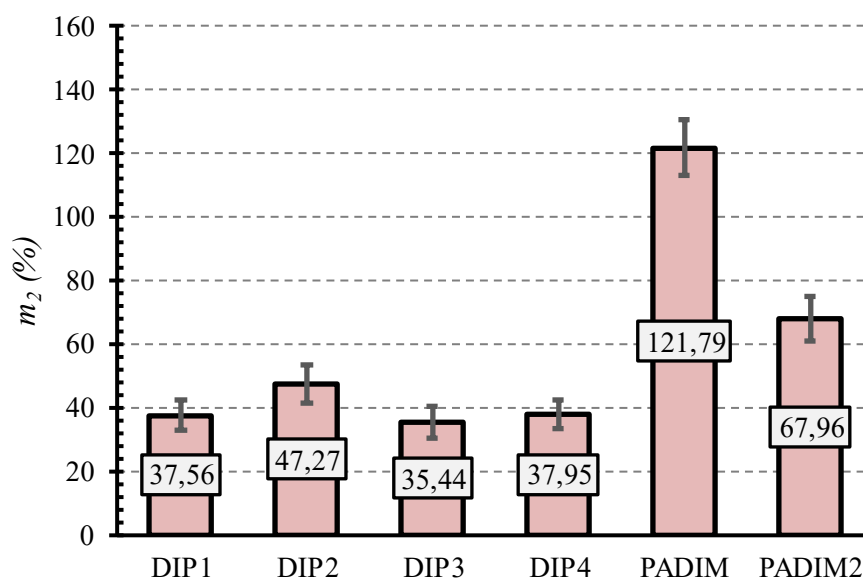
5-4. ábra. Az automatizált módszerekhez tartozó m_1 mérőszám értékek ábrázolása oszlopdiagramon.

A csak hagyományos képfeldolgozás és a hibrid módszerek esetében is megfigyelhető, hogy a tesztek során kapott mérőszámok tendenciózusan az átlag körül helyezkednek el. A vizsgálatok során kiértékelt tesztekhez tartozó m_1 értékeket az 5-5. ábra mutatja be. Az átlag körül stabil szórást néhány mérsékelten rosszabb eredmény torzítja. Ezek közül két esetet emelek ki. Az első az 50-es sorszámú eset, ahol a hagyományos képfeldolgozási módszerek és hibrid módszerek is csak mérsékelten voltak alkalmasak a szálcsoportok területének beazonosítására. A második eset pedig a 29-es sorszámú teszt, ahol a hibrid módszerek jelentősen javítani tudták a megtalált szálcsoportok mennyiségét, ezzel is igazolva a mesterséges intelligencia alkalmazásának szükségességét. Azonban ezeken ezeken felül is észrevehető, hogy szinte minden esetben sikerült a mesterséges intelligencia módszerekkel növelni a helyesen beazonosított szálképpontok mennyiségét, amely szintén igazolja a módszerek alkalmazásának relevanciáját.



5-5. ábra. A vizsgálatok során figyelembe vett tesztekhez tartozó m_1 mérőszám értékek.

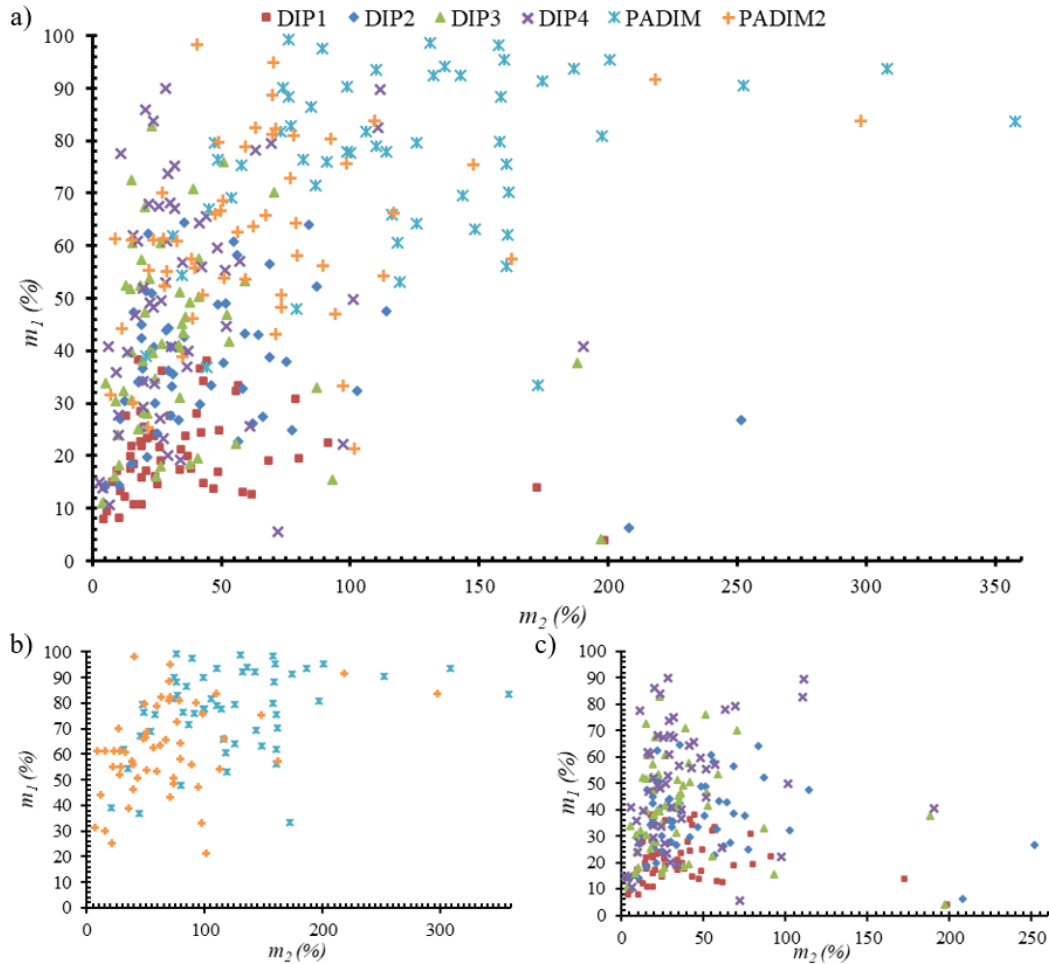
Az algoritmusok minőségének jellemzése során nem elegendő csak a helyesen megtalált területek arányát figyelembe venni. Az értékelés során fontos a túlbecslést is figyelembe venni, amelyre az m_2 mérőszám alkalmas, mivel megadja a tévesen érzékelt képpontok mennyiségének és az összes megtalálható képpontnak az arányát. Az automatizált módszerekhez tartozó átlagos m_2 mérőszámokat az **5-6. ábra** szemlélteti. Az m_2 mérőszám vizsgálata során a hagyományos képfeldolgozást alkalmazó és a hibrid módszert alkalmazó algoritmusok eltérő eredményeket szolgáltatnak. Általánosságban a fejlesztett hibrid módszerek egy nagyobb túlbecslést eredményeznek a hagyományos képfeldolgozást alkalmazó módszerekhez képest. Azonban a hibrid módszereknél megállapítható, hogy a mesterséges intelligencia eltérő tanításával – valamint az ebből származó magasabb aktivizációs értékekkel – jelentősen sikerült a túlbecslés mérséklése. A PADIM2 módosított tanítási módszere 53,83%-kal alacsonyabb (m_2 mérőszámok alapján) túlbecslést eredményez a PADIM módszernél alkalmazotthoz képest, mindezt úgy, hogy a szálcsoportok felismerésének átlagos értéke csak 14,97%-kal (m_1 mérőszámok alapján) mérséklődik.



5-6. ábra. Az automatizált módszerekhez tartozó m_2 mérőszám értékek ábrázolása oszlopdiagramon.

Az m_1 és m_2 mérőszámok együttesen adnak egy képet az automatizált algoritmusok által szálcsoportnak vélt területek mennyiségének helyességéről. Az együttes értelmezést az 5-7. ábra pontdiagramjai segítik, amelynek a) részén a hagyományos képfeldolgozást alkalmazó és hibrid algoritmusok együttesen szerepelnek, míg a b) részén csak a hibrid és a c) részén csak DIP algoritmusokhoz tartozó értékek figyelhetők meg az átláthatóság megkönnyítése érdekében. Az automatizált módszereket együttesen ábrázoló diagramon (5-7. ábra a) része) megfigyelhető a hagyományos és hibrid algoritmusok közötti lényeges eltérés, hogy az esetek nagy többségében a hibrid algoritmusok nagyobb arányban találták meg a manuálisan megadott szálcsoportokat, míg a DIP algoritmusok esetén jóval kisebb volt a túlbecslés mértéke. A PADIM és PADIM 2 algoritmusok esetén megfigyelhető számos egyedi pont, amelynél 90%-nál is magasabb arányban sikerült a szálcsoportok detektálása (m_1), ehhez azonban az esetek nagy részében – főleg a PADIM algoritmus esetében – 100%-nál is nagyobb tévesen lokalizált terület társult (m_2). Az 5-7. ábra b) részén megfigyelhető a PADIM és PADIM2 algoritmusok közötti lényeges különbség, hogy a PADIM2 algoritmussal jelentősen sikerült mérsékelni a tévesen detektált területek mennyiségét. A PADIM2 algoritmus esetén megfigyelhető, hogy mindössze elvétve fordulnak elő olyan tesztek, ahol 100%-os vagy annál nagyobb m_2 mérőszám érték került meghatározásra, míg a PADIM esetén az átlagos érték is meghaladja azt. Az 5-7. ábra c) részén megfigyelhető, hogy a DIP algoritmusoknál a túlbecslés sokkal kevésbé jellemző jelenség, mint a hibrid algoritmusok esetében. Mindegyik DIP algoritmus esetén nagyjából egyforma arányban

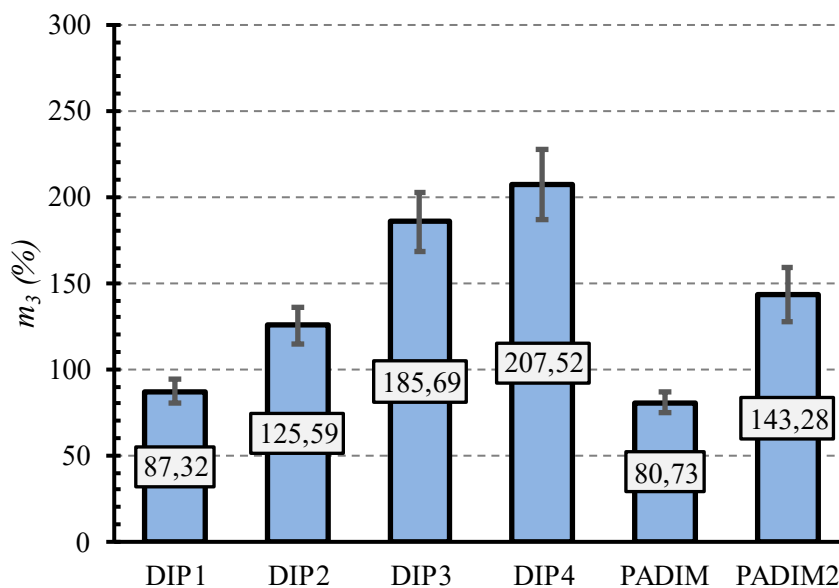
jelentkeznek kiugró értékek az m_2 mérőszám tekintetében, míg a legpontosabb szálkötegdetektálás (m_1 mérőszám alapján) a DIP4 algoritmusra jellemző.



5-7. ábra. Tesztek során meghatározott m_1 és m_2 mérőszámok együttes ábrázolása: a) DIP és hibrid algoritmusok, b) csak a hibrid algoritmusok és c) csak a DIP algoritmusok esetén.

Az m_1 és m_2 mérőszámok együttes ábrázolása a helyesen és tévesen érzékelt képpontok arányának megértését segíti, azonban ezen arányok kvantitatív jellemzése is indokolt az algoritmusok minősítése során. Ezt a célt szolgálja az m_3 mérőszám, melyek értékeit az **5-8. ábra** oszlopdiagramja mutatja be. A m_3 mérőszám átlagos értékei rávilágítanak, hogy a PADIM módszerrel készített képek ugyan nagy arányban tartalmaznak helyesen érzékelt szálképpontokat, azonban ennél még nagyobb arányban tartalmaznak tévesen érzékelt szálképpontokat is. Ezt a problémát a PADIM2 módszer esetében részben sikerült megoldani, hiszen a hasonlóan nagy

menyiségben helyesen detektált szálképpontokhoz jelentősen kevesebb tévesen érzékelt szálképpont tartozik. Az összes eredmény közül a DIP4-es módszer magasan kiemelkedik, hiszen átlagosan kétszer akkora arányban tartalmaz helyesen érzékelt szálképpontokat, mint tévesen érzékelt szálképpontokat. A hibrid algoritmusokkal sikerült a szálképpontok helyes érzékelése, illetve a DIP2 módszerrel detektált területek körüli szálak további érzékelése, ezzel azonban az járt, hogy bizonyos mennyiségben tévesen érzékelt szálképpontok is kerültek a képekre.

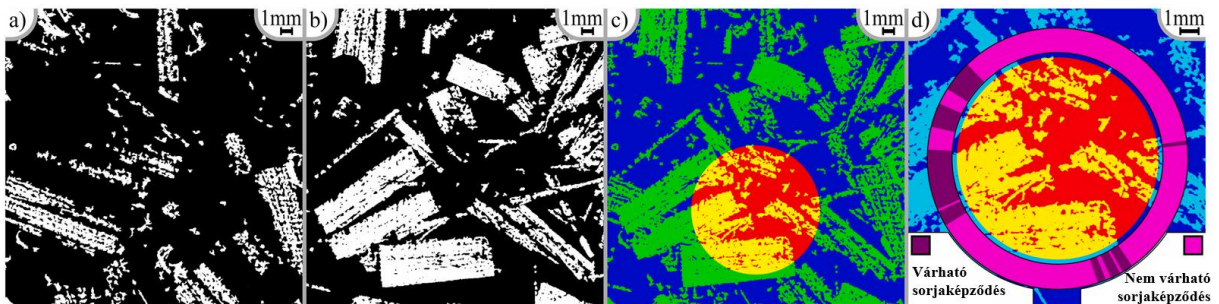


5-8. ábra. Az automatizált módszerekhez tartozó m_3 mérőszám értékek ábrázolása oszlopdiagramon.

Az alkalmazott algoritmusok által szolgáltatott kimeneti képek kvalitatív és kvantitatív értékelését követően megállapítható, hogy a DIP és hibrid algoritmusok is kedvező eredményt szolgáltatnak, azonban a szálak nagy mennyiségű érzékelése és a mérsékelt arányú túlbecslés miatt a PADIM2 hibrid algoritmus tűnik az optimálisnak. A DIP4 algoritmussal a hagyományos képfeldolgozás eszköztárát alkalmazva sikerült egy olyan pontossági szintet elérni, ahonnan további újszerű módszerek (pl. mesterséges intelligencia) alkalmazása nélkül nem lehet, vagy csak nagy számításigényű paraméteroptyimalizálás után lehetséges korlátozott mértékű fejlődést elérni. A hibrid algoritmusok nagyon kedvező irányt mutatnak a szálcsoportok nagy mennyiségű helyesen történő érzékelésének irányába, valamint a most bemutatott PADIM2 algoritmus is az előzetes elvárásoknak megfelelő eredményeket szolgáltat.

5.3. Alkalmazhatósági területek, jövőbeni tervek

A készített algoritmusok egy, a már a Budapesti Műszaki és Gazdaságtudományi Egyetem – Gépgyártástudomány és -technológia Tanszékén futó kutatásához kapcsolódnak. A kutatási projekt során a dolgozatban bemutatott algoritmusok bemenetül szolgáló képek feldolgozása történik meg digitális képfeldolgozással. Ezután a CFRP kompozit tábla fúrása történik meg, majd a készült furatról egy fotó készül ugyanabból a pozícióból, ahonnan az eredeti kép készült. A különböző megvilágítással készült képeket ezután a szuperpozíció elve alapján egymásra helyezik, majd a furattal megegyező pozícióban egy algoritmus előrejelzést végez, ami az ismert szálak pozíciójából adódóan meghatározza, hogy a furat adott területén várható-e sorja vagy sem. Ezekután az előrejelzés eredményeit összehasonlítja a furaton valójában megtalálható sorja pozíciójával. Geier és munkatársai [67] által létrehozott algoritmussal bizonyos kísérleti körülmények között sikerült elérni a közel 97%-os pontosságot a sorja előrejelzésében. A kutatók által fejlesztett algoritmus rendkívül hasznos információkat szolgáltat, abban az esetben, ha a kompozit szálainak pozíciója ismert, amely jelentősen támogathat folyamattervezési, gyártástervezési vagy akár minőségbiztosítási feladatokat. A kutatók által fejlesztett algoritmus lépéseit az 5-9. ábra szemlélteti. A kutatási projekt során az egyik fő kihívás a szálak pozíciójának nagy pontosságú meghatározása, mely kihívásra alternatívaként szolgálhatnak a jelen dolgozatban ismertetett algoritmusok, azonban ez csak abban az esetben bizonyosodik be, amennyiben elvégzésre kerül az algoritmusok által készített képek segítségével is a sorjaelőrejelzés.



5-9. ábra. A sorjaelőrejelző algoritmus folyamata: a) különböző megvilágítású képek a egymásra helyezése szuperpozíció elve alapján a szerszám belépési oldalán és b) a kilépési oldalán, c) névleges furat elhelyezése, d) várható sorja helyének szemléltetése [67].

Az általam létrehozott algoritmusok teljes egészében illeszkednek a most röviden ismertetett kutatási projektbe, ezért elsődleges célom a jövőben, hogy a létrehozott képekkel elvégezzem a sorjelölőjelzést, majd a kapott eredmények függvényében folytassam az algoritmusok fejlesztését. A kutatási projektbe való illeszkedésen felül az algoritmus által létrehozott képek egyéb gyártástervezési, vagy akár anyagtechnológiai projektek számára szolgáltathatnak bemeneti adatot, amely szempontjából az anyagban elhelyezkedő szálak pozíciójának ismerete kritikus tényező. Például használható lehet vízvágással készített munkadarabok pályájának optimalizálására bizonyos körülmények mellett, olyan módon, hogy a vágó sugár pályája kerülje el lehetőleg azokat a területeket, ahol szálak találhatók, így várhatóan előnyösebb felületet hozva létre, mintha a szálak körül történne a vágás. Egyéb alkalmazási lehetőségek is lehetségesek, ám ezeknek vizsgálata további kutatásokat igényel. Az eddig prezentált algoritmusok által létrehozott képek elérték a hagyományos digitális képfeldolgozási eszközök által szabott határokat. További fejlesztési lehetőségek egyértelműen a mesterséges intelligenciát alkalmazó hibrid algoritmusokban rejlik. A jelen dolgozatban bemutatott anomáliadetektáláson alapuló modellen felül más neurális hálózatok is alkalmasak lehetnek a szálcsoportok detektálásnak fejlesztésére. További terveim közé tartozik egy objektumdetektáláson alapuló mesterséges intelligenciát alkalmazó modell fejlesztése, ami várhatóan tovább tudja növelni a helyesen detektált szálcsoportok mennyiségét és nem jár további tévesen detektált területekkel. Azonban az objektumdetektáláson alapuló algoritmushoz teljesen eltérő tanítási módszerek és más modellek szükségesek, melyek jelentős emberi előkészítést is igényelnek, így jelen dolgozat készítése során erre nem volt mód.

6. ÖSSZEFOGLALÁS

A kutatásom során automatizált szénszál-detektálásra alkalmas digitális képfeldolgozást és mesterséges intelligencia eszközöket alkalmazó algoritmusok fejlesztését végeztem el. Az algoritmusok vágott szál erősítésű CFRP kompozit alapanyagokról készített képek alapján képesek meghatározni a kompozit erősítőanyagául szolgáló szénszálak pozícióját. A kutatás első lépéseként a CFRP kompozitok felhasználásával és forgácsolásával kapcsolatos szakirodalmat dolgoztam fel. Az irodalomkutatás során bemutattam, hogy a CFRP kompozit anyagokat széles körben alkalmazzák az élet számos területén, azonban ezen anyagból készített alkatrészek gyakran szükséges az alkatrészek szereléséhez szükséges csatlakozó felületek megmunkálása, melyet általában forgácsolással állítanak elő. A CFRP kompozit anyagok forgácsolása számos kihívással rendelkezik, melyek egy részére könnyebben lehet reagálni, ha ismert az erősítőszálak pozíciója. A szénszálak pozíciója meghatározható az anyagról készített képek felhasználásával, kontrasztkülönbségen alapuló digitális képfeldolgozási módszerek segítségével, azonban korábbi kutatók tapasztalatai alapján a digitális képfeldolgozás során bizonyos korlátok merültek fel, amelyek indokoltá tehetik a mesterséges intelligenciát felhasználó módszerek alkalmazását. A kutatás következő lépéseként a digitális képfeldolgozás, illetve a hozzá kapcsolódó mesterséges intelligencia eszközökről fellelhető szakirodalmat dolgoztam fel a módszerek ismertetése és más kutatók korábbi munkássága alapján. Ezek után létrehoztam a képek feldolgozására alkalmas csak digitális képfeldolgozást, illetve a digitális képfeldolgozást és mesterséges intelligenciát együttesen alkalmazó hibrid algoritmusokat, melyek alapján a szénszálak pozíciója meghatározható. Az algoritmus által készített képeket ezután összehasonlítottam olyan képekkel, ahol manuális módszerrel történt a szálak pozíciójának meghatározása. Az összehasonlítást három általam definiált mérőszám alapján végeztem el, melyek a helyesen, illetve tévesen érzékelt szálképpontok, illetve a manuális módszerrel meghatározott összes szálképpont arányokat vették alapul. A kvalitatív és kvantitatív értékelés után megállapítottam, hogy a szálcsoportok detektálására mindegyik általam fejlesztett módszer alkalmas, de leginkább a mérési alapot is felhasználó tanítást alkalmazó hibrid PADIM2 módszer az optimális. A dolgozatban bemutatott kutatás eredményei alkalmazhatók egy már jelenleg futó kutatási projektben, ahol a cél a CFRP anyag fúrása során keletkező sorja előrejelzése.

Jövőbeni tervek a kutatással kapcsolatosan:

- az algoritmusok által készített képeken elvégezni a sorjelölőjelzést, majd értékelni a kapott eredményeket,
- a digitális képfeldolgozást alkalmazó algoritmusok nagy számításigényű paraméteroptimalizálásának elvégzése,
- a hibrid algoritmus továbbfejlesztése objektumdetektálásra alkalmas mesterséges intelligencia modellek felhasználásával.

7. FELHASZNÁLT FORRÁSOK

- [1] J. P. Greene, „12 - Polymer Composites”, in *Automotive Plastics and Composites*, J. P. Greene, Szerk. William Andrew Publishing, 2021, o. 191–222. doi: 10.1016/B978-0-12-818008-2.00007-6.
- [2] D. K. Rajak, D. D. Pagar, P. L. Menezes, és E. Linul, „Fiber-Reinforced Polymer Composites: Manufacturing, Properties, and Applications”, *Polymers*, köt. 11, sz. 10, o. 1667, okt. 2019, doi: 10.3390/polym11101667.
- [3] S. Dhanasekar és mtsai., „Study of Polymer Matrix Composites for Electronics Applications”, *J. Nanomater.*, köt. 2022, o. e8605099, máj. 2022, doi: 10.1155/2022/8605099.
- [4] A. B. Perumal, R. B. Nambiar, P. S. Sellamuthu, és E. R. Sadiku, „Carbon Fiber Composites”, in *Handbook of Nanomaterials and Nanocomposites for Energy and Environmental Applications*, O. V. Kharissova, L. M. T. Martínez, és B. I. Kharisov, Szerk. Cham: Springer International Publishing, 2020, o. 1–32. doi: 10.1007/978-3-030-11155-7_174-1.
- [5] T. K. Das, P. Ghosh, és N. Ch. Das, „Preparation, development, outcomes, and application versatility of carbon fiber-based polymer composites: a review”, *Adv. Compos. Hybrid Mater.*, köt. 2, sz. 2, o. 214–233, jún. 2019, doi: 10.1007/s42114-018-0072-z.
- [6] F. C. Campbell, *Structural Composite Materials*. 2010. doi: 10.31399/asm.tb.scm.9781627083140.
- [7] B. Tawfik, H. Leheta, A. Elhewy, és T. Elsayed, „Weight reduction and strengthening of marine hatch covers by using composite materials”, *Int. J. Nav. Archit. Ocean Eng.*, köt. 9, szept. 2016, doi: 10.1016/j.ijnaoe.2016.09.005.
- [8] S. C. Brown, C. Robert, V. Koutsos, és D. Ray, „Methods of modifying through-thickness electrical conductivity of CFRP for use in structural health monitoring, and its effect on mechanical properties – A review”, *Compos. Part Appl. Sci. Manuf.*, köt. 133, o. 105885, jún. 2020, doi: 10.1016/j.compositesa.2020.105885.
- [9] Y. He és mtsai., „A multi-layer resin film infusion process to control CNTs distribution and alignment for improving CFRP interlaminar fracture toughness”, *Compos. Struct.*, köt. 260, o. 113510, márc. 2021, doi: 10.1016/j.compstruct.2020.113510.
- [10] X.-T. Wang, B. Wang, Z.-H. Wen, és L. Ma, „Fabrication and mechanical properties of CFRP composite three-dimensional double-arrow-head auxetic structures”, *Compos. Sci. Technol.*, köt. 164, o. 92–102, aug. 2018, doi: 10.1016/j.compscitech.2018.05.014.
- [11] W. Ballout és mtsai., „High performance recycled CFRP composites based on reused carbon fabrics through sustainable mild solvolysis route”, *Sci. Rep.*, köt. 12, sz. 1, Art. sz. 1, ápr. 2022, doi: 10.1038/s41598-022-09932-0.
- [12] D. He, V. K. Soo, H. C. Kim, P. Compston, és M. Doolan, „Comparative life cycle energy analysis of carbon fibre pre-processing, processing and post-processing recycling methods”, *Resour. Conserv. Recycl.*, köt. 158, o. 104794, júl. 2020, doi: 10.1016/j.resconrec.2020.104794.
- [13] N. Geier, J. P. Davim, és T. Szalay, „Advanced cutting tools and technologies for drilling carbon fibre reinforced polymer (CFRP) composites: A review”, *Compos. Part Appl. Sci. Manuf.*, köt. 125, o. 105552, okt. 2019, doi: 10.1016/j.compositesa.2019.105552.
- [14] D. I. Poór, N. Geier, C. Pereszlai, és J. Xu, „A critical review of the drilling of CFRP composites: Burr formation, characterisation and challenges”, *Compos. Part B Eng.*, köt. 223, o. 109155, 2021, doi: <https://doi.org/10.1016/j.compositesb.2021.109155>.

- [15] J. Xu, C. Li, S. Mi, Q. An, és M. Chen, „Study of drilling-induced defects for CFRP composites using new criteria”, *Compos. Struct.*, köt. 201, o. 1076–1087, okt. 2018, doi: 10.1016/j.compstruct.2018.06.051.
- [16] S. Cao, H. N. Li, W. Huang, Q. Zhou, T. Lei, és C. Wu, „A delamination prediction model in ultrasonic vibration assisted drilling of CFRP composites”, *J. Mater. Process. Technol.*, köt. 302, o. 117480, ápr. 2022, doi: 10.1016/j.jmatprotec.2021.117480.
- [17] D.-H. Kim, D.-H. Choi, és H.-S. Kim, „Design optimization of a carbon fiber reinforced composite automotive lower arm”, *Compos. Part B Eng.*, köt. 58, o. 400–407, márc. 2014, doi: 10.1016/j.compositesb.2013.10.067.
- [18] N. Geier, „Influence of fibre orientation on cutting force in up and down milling of UD-CFRP composites”, *Int. J. Adv. Manuf. Technol.*, köt. 111, sz. 3, o. 881–893, 0 2020, doi: 10.1007/s00170-020-06163-3.
- [19] Y. Bai, Z. Jia, R. Fu, J. Hao, és F. Wang, „Mechanical model for predicting thrust force with tool wear effects in drilling of unidirectional CFRP”, *Compos. Struct.*, köt. 262, o. 113601, ápr. 2021, doi: 10.1016/j.compstruct.2021.113601.
- [20] T. Lukács, C. Pereszlai, és N. Geier, „Delamination measurement in glass fibre reinforced polymer (GFRP) composite based on image differencing”, *Compos. Part B Eng.*, köt. 248, o. 110381, jan. 2023, doi: 10.1016/j.compositesb.2022.110381.
- [21] G. Magyar, D. Károly, J. Xu, és N. Geier, „Analysis of drilling-induced geometrical damages in basalt and carbon fibre-reinforced polymer (BFRP and CFRP) composites”, *Int. J. Adv. Manuf. Technol.*, köt. 123, sz. 1, o. 357–372, nov. 2022, doi: 10.1007/s00170-022-10173-8.
- [22] D. Geng, Y. Liu, Z. Shao, M. Zhang, X. Jiang, és D. Zhang, „Delamination formation and suppression during rotary ultrasonic elliptical machining of CFRP”, *Compos. Part B Eng.*, köt. 183, o. 107698, febr. 2020, doi: 10.1016/j.compositesb.2019.107698.
- [23] L. Zhang és mtsai., „High-speed milling of CFRP composites: a progressive damage model of cutting force”, *Int. J. Adv. Manuf. Technol.*, köt. 106, sz. 3, o. 1005–1015, jan. 2020, doi: 10.1007/s00170-019-04662-6.
- [24] W. Haiyan és Q. Xuda, „A mechanistic model for cutting force in helical milling of carbon fiber-reinforced polymers”, *Int. J. Adv. Manuf. Technol.*, köt. 82, sz. 9, o. 1485–1494, febr. 2016, doi: 10.1007/s00170-015-7460-0.
- [25] F. Wang, J. Yin, J. Ma, Z. Jia, F. Yang, és B. Niu, „Effects of cutting edge radius and fiber cutting angle on the cutting-induced surface damage in machining of unidirectional CFRP composite laminates”, *Int. J. Adv. Manuf. Technol.*, köt. 91, sz. 9, o. 3107–3120, aug. 2017, doi: 10.1007/s00170-017-0023-9.
- [26] C. Solomon és T. Breckon, *Fundamentals of Digital Image Processing: A Practical Approach with Examples in Matlab*, 1. kiad. Wiley, 2010. doi: 10.1002/9780470689776.
- [27] M. Naveenkumar, V. Vijayaganth, és M. Mohan, „Number Plate Detection and Recognition using a Novel Computer Vision Approach for Indian Motor Vehicles”, *J. Phys. Conf. Ser.*, köt. 1916, o. 012009, máj. 2021, doi: 10.1088/1742-6596/1916/1/012009.
- [28] A. Makandar és B. Halalli, „Image Enhancement Techniques using Highpass and Lowpass Filters”, *Int. J. Comput. Appl.*, köt. 109, sz. 14, o. 21–27, jan. 2015, doi: 10.5120/19256-0999.
- [29] G. Gupta és ruchika chandel, „Image Filtering Algorithms and Techniques: A Review”, okt. 2013.
- [30] E.-M. Pulfer, „Different Approaches to Blurring Digital Images and Their Effect on Facial Detection”, *Comput. Sci. Comput. Eng. Undergrad. Honors Theses*, máj. 2019, [Online]. Elérhető: <https://scholarworks.uark.edu/csceuht/66>

- [31] N. Jundang és S. Ongkittikul, „Preserving Edge from Gaussian Filter by Edge Template”, in *2018 International Electrical Engineering Congress (iEECON)*, márc. 2018, o. 1–4. doi: 10.1109/IEECON.2018.8712301.
- [32] S. Misra és Y. Wu, „Chapter 10 - Machine learning assisted segmentation of scanning electron microscopy images of organic-rich shales with feature extraction and feature ranking”, in *Machine Learning for Subsurface Characterization*, S. Misra, H. Li, és J. He, Szerk. Gulf Professional Publishing, 2020, o. 289–314. doi: 10.1016/B978-0-12-817736-5.00010-7.
- [33] Y. Jiang, H. Wang, Y. Cai, és B. Fu, „Salt and Pepper Noise Removal Method Based on the Edge-Adaptive Total Variation Model”, *Front. Appl. Math. Stat.*, köt. 8, 2022, Elérés: 2022. október 14. [Online]. Elérhető: <https://www.frontiersin.org/articles/10.3389/fams.2022.918357>
- [34] R. Jain, R. Kasturi, és B. Schunck, *Machine Vision*. 1995.
- [35] T. Naqash és I. Shafi, „Edge sharpening in grayscale images using modified Sobel technique”, in *2011 IEEE 14th International Multitopic Conference*, 2011, o. 132–136. doi: 10.1109/INMIC.2011.6151458.
- [36] N. Mathur, S. Mathur, és D. Mathur, „A Novel Approach to Improve Sobel Edge Detector”, *Procedia Comput. Sci.*, köt. 93, o. 431–438, jan. 2016, doi: 10.1016/j.procs.2016.07.230.
- [37] W. Gao, X. Zhang, L. Yang, és H. Liu, „An improved Sobel edge detection”, in *2010 3rd International Conference on Computer Science and Information Technology*, júl. 2010, köt. 5, o. 67–71. doi: 10.1109/ICCSIT.2010.5563693.
- [38] Y. Yang és L. Wei, „Grey Relevancy Degree and Improved Eight-Direction Sobel Operator Edge Detection”, *J. Signal Inf. Process.*, köt. 12, sz. 2, Art. sz. 2, ápr. 2021, doi: 10.4236/jsip.2021.122002.
- [39] R. Biswas és J. Sil, „An Improved Canny Edge Detection Algorithm Based on Type-2 Fuzzy Sets”, *Procedia Technol.*, köt. 4, o. 820–824, jan. 2012, doi: 10.1016/j.protcy.2012.05.134.
- [40] X. Ma, B. Li, Y. Zhang, és M. Yan, „The Canny Edge Detection and Its Improvement”, in *Artificial Intelligence and Computational Intelligence*, Berlin, Heidelberg, 2012, o. 50–58. doi: 10.1007/978-3-642-33478-8_7.
- [41] S. Sahir, „Canny Edge Detection Step by Step in Python — Computer Vision”, *Medium*, 2019. január 27. <https://towardsdatascience.com/canny-edge-detection-step-by-step-in-python-computer-vision-b49c3a2d8123> (elérés 2022. október 14.).
- [42] X.-Y. Gong, H. Su, D. Xu, Z. Zhang, F. Shen, és H.-B. Yang, „An Overview of Contour Detection Approaches”, *Int. J. Autom. Comput.*, köt. 15, o. 1–17, jún. 2018, doi: 10.1007/s11633-018-1117-z.
- [43] M. A. Jayaram és H. Fleyeh, „Convex Hulls in Image Processing : A Scoping Review”, *Am. J. Intell. Syst.*, köt. 6, sz. 2, o. 48–58, 2016.
- [44] M. Sharif, „A new approach to compute convex hull”, *Innov. Syst. Des. Eng.*, köt. 2, o. 187–193, jan. 2011.
- [45] „Convex Hull using OpenCV in C++ and Python | LearnOpenCV”, 2018. augusztus 13. <https://learnopencv.com/convex-hull-using-opencv-in-python-and-c/> (elérés 2022. október 14.).
- [46] A. Olaode és G. Naghdy, „Review of the application of machine learning to the automatic semantic annotation of images”, *IET Image Process.*, köt. 13, sz. 8, o. 1232–1245, 2019, doi: 10.1049/iet-ipr.2018.6153.

- [47] A. Barragán-Montero és mtsai., „Artificial intelligence and machine learning for medical imaging: A technology review”, *Phys. Med.*, köt. 83, o. 242–256, márc. 2021, doi: 10.1016/j.ejmp.2021.04.016.
- [48] B. Liu, C. Han, X. Liu, és W. Li, „Vehicle Artificial Intelligence System Based on Intelligent Image Analysis and 5G Network”, *Int. J. Wirel. Inf. Netw.*, szept. 2021, doi: 10.1007/s10776-021-00535-6.
- [49] L. Guangjing és Z. Cuiping, „Research on static image recognition of sports based on machine learning”, *J. Intell. Fuzzy Syst.*, köt. 37, sz. 5, o. 6205–6215, jan. 2019, doi: 10.3233/JIFS-179203.
- [50] S. U. Saeed és mtsai., „Image quality assessment for machine learning tasks using meta-reinforcement learning”, *Med. Image Anal.*, köt. 78, o. 102427, máj. 2022, doi: 10.1016/j.media.2022.102427.
- [51] E. Vocaturo, „Image Classification Techniques”, *Handbook of Research on Disease Prediction Through Data Analytics and Machine Learning*, 2021. <https://www.igi-global.com/chapter/image-classification-techniques/www.igi-global.com/chapter/image-classification-techniques/263313> (elérés 2022. november 4.).
- [52] Y. Xiao és mtsai., „A review of object detection based on deep learning”, *Multimed. Tools Appl.*, köt. 79, sz. 33, o. 23729–23791, szept. 2020, doi: 10.1007/s11042-020-08976-6.
- [53] J. K. Chow, Z. Su, J. Wu, P. S. Tan, X. Mao, és Y. H. Wang, „Anomaly detection of defects on concrete structures with the convolutional autoencoder”, *Adv. Eng. Inform.*, köt. 45, o. 101105, aug. 2020, doi: 10.1016/j.aei.2020.101105.
- [54] J. Dong, Q. Chen, S. Yan, és A. Yuille, „Towards Unified Object Detection and Semantic Segmentation”, in *Computer Vision – ECCV 2014*, Cham, 2014, o. 299–314. doi: 10.1007/978-3-319-10602-1_20.
- [55] I. H. Sarker, „Deep Learning: A Comprehensive Overview on Techniques, Taxonomy, Applications and Research Directions”, *SN Comput. Sci.*, köt. 2, sz. 6, o. 420, aug. 2021, doi: 10.1007/s42979-021-00815-1.
- [56] V. S. Júnior, „Deep neural networks: How to define?”, *Medium*, 2021. október 1. <https://towardsdatascience.com/deep-neural-networks-how-to-define-73d87bf36421> (elérés 2022. november 4.).
- [57] K. Simonyan és A. Zisserman, „Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Image Recognition”. arXiv, 2015. április 10. doi: 10.48550/arXiv.1409.1556.
- [58] A. Sharma, N. Sharma, Y. Saxena, A. Singh, és D. Sadhya, „Benchmarking deep neural network approaches for Indian Sign Language recognition”, *Neural Comput. Appl.*, köt. 33, o. 1–12, jún. 2021, doi: 10.1007/s00521-020-05448-8.
- [59] M. Guan, S. Cho, R. Petro, W. Zhang, B. Pasche, és U. Topaloglu, „Natural language processing and recurrent network models for identifying genomic mutation-associated cancer treatment change from patient progress notes”, *JAMIA Open*, köt. 2, sz. 1, o. 139–149, jan. 2019, doi: 10.1093/jamiaopen/ooy061.
- [60] L. V. N. Lapenda, R. P. Monteiro, és C. J. A. Bastos-Filho, „Autoencoder latent space: an empirical study”, in *2020 IEEE Symposium Series on Computational Intelligence (SSCI)*, 2020, o. 2453–2460. doi: 10.1109/SSCI47803.2020.9308551.
- [61] A. Jain, „What is Auto-Encoder in Deep Learning?”, *Analytics Vidhya*, 2020. december 16. <https://medium.com/analytics-vidhya/what-is-auto-encoder-in-deep-learning-5d668f94651b> (elérés 2022. október 15.).

- [62] A. Aggarwal, M. Mittal, és G. Battineni, „Generative adversarial network: An overview of theory and applications”, *Int. J. Inf. Manag. Data Insights*, köt. 1, sz. 1, o. 100004, ápr. 2021, doi: 10.1016/j.jjime.2020.100004.
- [63] T. Defard, A. Setkov, A. Loesch, és R. Audigier, „PaDiM: a Patch Distribution Modeling Framework for Anomaly Detection and Localization”. arXiv, 2020. november 17. doi: 10.48550/arXiv.2011.08785.
- [64] K. Roth, L. Pemula, J. Zepeda, B. Schölkopf, T. Brox, és P. Gehler, „Towards Total Recall in Industrial Anomaly Detection”. arXiv, 2022. május 5. doi: 10.48550/arXiv.2106.08265.
- [65] „Papers with Code - MVTec AD Benchmark (Anomaly Detection)”. <https://paperswithcode.com/sota/anomaly-detection-on-mvtec-ad?p=padim-a-patch-distribution-modeling-framework> (elérés 2022. október 16.).
- [66] H. Xu, J. Hu, és Z. Yu, „Absorption behavior analysis of Carbon Fiber Reinforced Polymer in laser processing”, *Opt Mater Express*, köt. 5, sz. 10, o. 2330–2336, 2015, doi: 10.1364/OME.5.002330.
- [67] N. Geier, G. Póka, Á. Jacsó, és C. Pereszlai, „A method to predict drilling-induced burr occurrence in chopped carbon fibre reinforced polymer (CFRP) composites based on digital image processing”, *Compos. Part B Eng.*, köt. 242, o. 110054, aug. 2022, doi: 10.1016/j.compositesb.2022.110054.
- [68] „Miscellaneous Image Transformations — OpenCV 2.4.13.7 documentation”. https://docs.opencv.org/2.4/modules/imgproc/doc/miscellaneous_transformations.html# (elérés 2022. október 18.).