

TDK-dolgozat

Galiger Gergő

EÖTVÖS LORÁND TUDOMÁNYEGYETEM
INFORMATIKAI KAR
Numerikus Analízis Tanszék

Termografikus képrekonstrukció hibrid tanuló algoritmusok segítségével

Készítette: Galiger Gergő
Márton Áron Szakkollégium
Eötvös Loránd Tudományegyetem

Témavezető: Dr. Kovács Péter
Habilitált egyetemi docens
Numerikus Analízis Tanszék
Eötvös Loránd Tudományegyetem



ELTE
EÖTVÖS LORÁND
TUDOMÁNYEGYETEM

Tartalomjegyzék

1. Bevezetés	3
1.1. Roncsolásmentes anyagvizsgálati módszerek	3
1.2. Termografikus képrekonstrukció	6
1.3. A rekonstrukciós probléma nehézségei	8
1.4. Elért eredmények	11
2. Matematikai háttér	13
2.1. Hővezetés	13
2.2. Virtuális hullámok előállítása	14
2.3. Numerikus szempontok	15
2.3.1. Rosszul kondicionált inverz problémák	16
2.3.2. Regularizációs módszerek	19
2.3.3. Plusz feltételek figyelembevétele	20
2.4. Hibrid tanuló algoritmusok alkalmazása	22
3. Eredmények	25
3.1. Adatgenerálás	25
3.1.1. Előzmények	25
3.1.2. Saját eredmények	27
3.2. FISTA-Net	28
3.2.1. Hibrid tanítás	28
3.2.2. Háló felépítése	30
3.2.3. Eredmények	33
3.3. Numerikus tesztek	36
3.3.1. Virtuális hullámok előállítása	36
3.3.2. Kezdeti hőmérsékleteloszlás rekonstrukciója	39
4. Összefoglalás	45
4.1. A probléma áttekintése	45
4.2. Tézisek	46
4.3. Kitekintés	46

Rezümé

A termografikus képrekonstrukció egy gyors módszer különböző anyagokból készült tárgyak, alkatrészek, kábelek stb. roncsolásmentes vizsgálatára. Az eljárás során a tesztelt anyagot valamilyen hőforrás pl. hőlámpák, vagy indukció segítségével felmelegítik, miközben egy infrakamerával mérik a felszíni hőmérséklet változását. A feladat az anyag belső szerkezetének rekonstrukciója a felszíni hőképek alapján. Számos direkt rekonstrukciós módszer létezik, melyek csak a hővezetés fizikai törvényszerűségeit modellezve végzik a rekonstrukciót. A TDK dolgozatban viszont egy új módszer továbbfejlesztésével foglalkozom, melyben a felszíni hőképeket előbb egy lineáris transzformáció segítségével ún. virtuális hullámokká konvertáljuk, amiket már a fotoakusztikus képrekonstrukcióban ismert módszerek segítségével lehet kezelni. Matematikailag a virtuális hullámok előállítása egy rosszul kondicionált lineáris inverz problémaként formalizálható, melybe különböző plusz feltételek is beépíthetők pl. ritkaság, nemnegativitás. A feladatot megoldó iteratív numerikus módszerek (ADMM, FISTA stb.) alacsony jel/zaj arány mellett nem adnak kielégítő eredményt. Ezen a modell alapú és az adatvezérelt rekonstrukciós eljárásokat kombináló hibrid neurális hálók alkalmazásával szeretnénk javítani. A dolgozatban a virtuális hullámok rekonstruálásához a CT képfeldolgozásban már sikerrel alkalmazott FISTA-Net hibrid architektúrát alkalmazzuk, melyben a háló rétegeit a FISTA numerikus módszer iterációs lépéseiből konstruáljuk. Az ehhez hasonló mélyhálók tanításához nagyon sok adatra van szükség, a mérések megvalósítása azonban költséges és időigényes feladat. Ennek kiküszöbölésére létrehoztunk egy adatgenerátort, amely képes különböző méretű és alakú rendellenességeket tartalmazó fizikai fantom képek előállítására. Ennek segítségével a FISTA-Net tanításhoz 100 000 különböző jel/zaj arányú felszíni hőmérséklet képet tartalmazó adathalmazt generáltunk. A betanított modell teljesítményét a legkisebb négyzetes eltérésben mértük, melyben jelentősen sikerült csökkenteni az eddig alkalmazott numerikus megoldók (pl. ADMM) rekonstrukciós hibáját.

1. fejezet

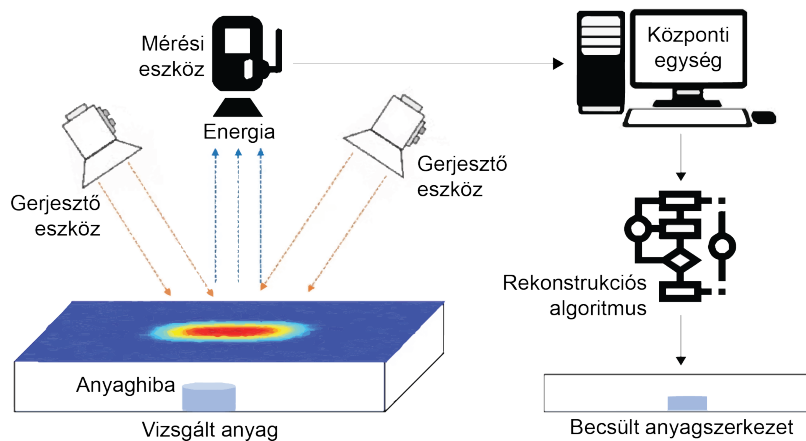
Bevezetés

1.1. Roncsolásmentes anyagvizsgálati módszerek

Az egyre csak fejlődő ipari környezetben gyakran megjelenik a felhasznált anyagokban megtalálható hibák észlelésének problémája. A mechanikus eszközök, elektromos berendezések, hidraulikus rendszerek, közlekedési mechanizmusok és hasonlók fejlesztése, használata során mindenféle probléma és hiba felmerül [1]. A legkézenfekvőbb példa erre a rohamosan fejlődő 3D nyomtatók helyzete, melyek akár nagyon egyedi, fontos szerepet ellátó alkatrészeket is rövid idő alatt, hatékonyan elő tudnak állítani, az alkatrészek minősége viszont nem garantált [2].

Felhasználási területtől függően, az alkatrészekben megjelenő hiba olyan súlyos következményekhez vezethet, mint kritikus rendszerek meghibásodása, vagy olyan veszélyes balesetek, melyek akár emberek testi épségét is veszélyeztethetik. Az ipari anyagokban talált hibák észlelése és elemzése tehát egy rendkívül fontos feladat, melynek megfelelő megoldásaival elkerülhetőek akár életveszélyes helyzetek is.

Az anyagvizsgálat folyamatában sok esetben fontos az, hogy az elemzésre alkalmazott módszerek semmiféle strukturális kárt ne tegyenek a vizsgált anyagban. Ez elengedhetetlen olyan esetekben, amikor kritikus feladatot ellátó alkatrészek vizsgálatáról van szó. Az anyagok, alkatrészek stb., sérülésmentes ellenőrzését roncsolásmentes vizsgálatnak (angolul nondestructive evaluation - NDE) nevezzük. A roncsolásmentes anyagvizsgálati módszerek alkalmazásával meghatározhatók az alkatrészek strukturális hibái az előtt, hogy ezek kritikusak legyenek, időben megelőzve ezzel a komoly károk kialakulását [2]. Emiatt is alkalmazzák ezeket a módszereket a különböző iparágak széles skáláján, törekedve ezáltal az általános biztonság és megbízhatóság megteremtésére. Ide tartoznak az olyan kihívásokkal teli területek is, mint az építőipar,



1.1. ábra. A roncsolásmentes anyagvizsgálati módszerek általános működése. A vizsgált anyag gerjesztés hatására bekövetkező állapotváltozást mérik, majd a mérési adatok alapján rekonstrukciós algoritmusok segítségével becsülik meg az anyag belső szerkezetét.

közlekedési- és elektronikai ipar, de akár az űripar is [3]. Ezek mellett gyakran alkalmaznak NDE módszereket a feldolgozó- és gyártóiparban, és a nukleáris erőművek esetén is [4], de biztonságkritikus alkatrészek vizsgálatára is felhasználható a repüléstechnikában [5], vagy akár különböző egészségügyi feladatok ellátására is [6].

A roncsolásmentes vizsgálati módszerek széles skálája áll rendelkezésre ahhoz, hogy a különféle anyagokban megtalálható problémákat és hibákat különböző körülmények között elemezni tudjuk. Általánosan nézve a roncsolásmentes anyagvizsgálati megközelítések alapelve ugyanaz, egy külső energiaforrás (pl. ultrahang, hő, elektromágneses sugárzás) segítségével gerjesztett állapotba hozzuk a vizsgált anyagot, majd a gerjesztett állapot energiaszintjeit az anyag külső felületén megmérjük. Ezután a felületi mérések és a folyamatot leíró fizikai modellek (hőterjedés, hullámegyenletek stb.) segítségével következtetünk az anyag belső szerkezetére. Tehát a különböző roncsolásmentes anyagvizsgálati modalitások tulajdonképpen csak a gerjesztés módjában és a mérések kivitelezésében térnek el egymástól [7]. A roncsolásmentes anyagvizsgálati eljárások általános működését az 1.1-es ábra illusztrálja.

Az elektromagnetikus (EM) roncsolásmentes anyagvizsgálati módszerek elektromágneses jelátalakítók által leadott energiával végzik a vizsgált anyag gerjesztését, majd az így eredményezett elektromágneses sugárzást erre alkalmas érzékelőkkel mérik. Az anyag gerjesztésére használt sugarak a teljes elektromágneses spektrumot lefedik, egyenáramtól (DC) kezdve olyan magas frekvenciájú sugarakig, mint a Röntgen- és gamma-sugarak. A frekvenciától függően, az elektromágneses érzékelőket és jelátalakítókat az NDE különböző területein alkalmazzák: eddy current imaging [8], mic-

rowave imaging [9], terahertz imaging [10]. Az elektromágneses módszerek különösen előnyösek többrétegű anyagok vizsgálatára, mivel ezek képesek kisméretű defektek felismerésére akár mélyen elhelyezkedő anyagrétegekben is. Az EM anyagvizsgálati módszerek nagy hátulütője a mérések elvégzésére használt felszerelés bonyolultsága és költsége [11].

Az elektromágneses módszerekkel szemben, az ultrahangos (US) roncsolásmentes anyagvizsgálatban a gerjesztést ultrahang hullámok segítségével valósítják meg. Az ultrahang egy magas frekvenciájú mechanikus hullám, pontosabban egy 20000Hz frekvenciát meghaladó hanghullám, amely az emberi fül által érzékelhetetlen. A hanghullámok olyan gyenge mechanikus energiát fejtenek ki a vizsgált anyagra, amely kárt nem okoz benne, viszont a kiváltott visszhang hasznos információt tartalmaz a vizsgált anyag belső szerkezetéről [12]. Az EM anyagvizsgálati módszerekkel ellentétben, az ultrahang kibocsátására és a visszhang mérésére szolgáló fizikai eszközök nem számítanak bonyolultnak, vagy költségesnek. Ennek ellenére a precíz mérések elvégzése érdekében költséges lehet a megfelelő környezet biztosítása a hanghullámok nemkívánt torzulásának elkerülése szempontjából. A mérések megvalósítása közben a vizsgált anyagot gyakran olyan közegbe helyezik, ami segíti a hullámterjedést. Ilyen közeg lehet például a víz, vagy egyéb folyadékok.

Ha a termográfia szemszögéből tekintünk a roncsolásmentes anyagvizsgálat folyamatára, a belső szerkezet rekonstrukciója a vizsgált anyag hőmérsékletének időbeli változásai alapján történik. Az anyag egy adott energiaforrás által kiváltott hőstimuláción megy keresztül, a struktúrája pedig a belső hővezetés jelenségének vizsgálatával becsülhető. A hőmérsékletváltozás előidézése az anyag felhevítésével kezdődik, amit valamilyen hőforrás használatával végeznek. Hőforrásnak használhatók különböző hőlámpák, de akár egy indukciós folyamat által is elérhető az elvárt hőmérséklet növekedés. A belső hővezetési folyamatot a felszíni hőmérséklet időbeli változásával lehet leírni, melynek mérését általában infrakamerával végzik [5]. Az előbb említett megközelítésekkel összehasonlítva, a termografikus (infravörös - IR) roncsolásmentes anyagvizsgálati módszerek végrehajtása a legegyszerűbb, és ennek költsége is a legalacsonyabb. Az IR módszerek által mért hővezetési folyamat zajmentessége is relatíve egyszerűen biztosítható a többi módszerhez képest.

1.2. Termografikus képrekonstrukció

Az eddig említett szemléletmódok csupán a roncsolásmentes anyagvizsgálat kétrészes folyamatának első részéről, a vizsgált anyag szerkezetét leíró valamely információ begyűjtéséről szólnak. Az NDE módszerek matematikai szempontból érdekes része a folyamat második felében nyilvánul meg, mégpedig a mérési adatok megfelelő feldolgozásában, és a belső szerkezet meghatározásában. Legyen szó elektromágneses jelekről, visszhangként mért hanghullámokról, vagy a hővezetést leíró hőképekről, a vizsgált anyag belső szerkezetének rekonstrukciója nem egy triviális feladat. A mérési fázisban egy direkt folyamatot hajtottunk végre, amely során a vizsgált anyagból kinyertük a megfelelő információkat. A rekonstrukciós lépésben [7] viszont arra vagyunk kíváncsiak, hogy a gerjesztés 0. pillanatában mi a vizsgált anyag kezdeti állapota (esetünkben hőmérséklet eloszlása) ami a később mért adatokat eredményezi. Matematikailag ez egy lineáris inverz problémaként formalizálható, mely gyakran rosszul kondicionált numerikus feladatot eredményez [5].

A vizsgált anyag belső szerkezetének meghatározását, ami a termografikus NDE folyamatok második része, termografikus képrekonstrukciónak nevezzük. A gyakorlatban a rosszul kondicionált lineáris inverz probléma megoldására, vagyis a termografikus képrekonstrukció elvégzésére, több különböző megközelítés létezik. A termografikus anyagvizsgálat alkalmazási területein legelterjedtebb képrekonstrukciós módszerek a hővezetés fizikai törvényszerűségeit leíró differenciálegyenletekre épülnek, amelyek a hőképek javítására és a vizsgált anyagban található hibák mélységének közelítésre alkalmasak [13]. A modellek azonban pontatlanná válnak véges méretű hibák rekonstrukciója esetén, főleg ha anizotróp hővezetést leíró adatokra alkalmazzuk (pl. ötvözetek) [14].

A roncsolásmentes anyagvizsgálat gyakorlati alkalmazásának egy további problémája, hogy a vizsgált alkatrészek sok esetben csak egy oldalról látszanak. Emiatt a fizikai modellek mellett, elterjedtek az úgynevezett "impulzus-visszhang" fototermikus módszerek ("pulse-echo" photothermic imaging). Ezen megközelítések során egy térben egyenletesen eloszló impulzus (pl. hőlámpák által) diffúziós hullámokat kelt az anyagban, amelyek aztán az anyag felületére is továbbterjednek [15].

Az anyag belső szerkezeti hibái (pl. törések, repedések) által okozott visszaverődések fontos információkat hordoznak magukban a hibák helyzete és fizikai jellemzői szempontjából, mert befolyásolják a felszíni hőmérséklet változását. Ennek tudatában alkalmazhatunk modell alapú inverziós technikákat a rekonstrukció eredményének tisztítására, azonban ehhez ismernünk kell a strukturális hibák mélységét, azaz a

felszíni mérés helyétől való távolságukat [16]. Egy másik hasonló megfontolásból született megközelítésben a felszíni hőmérsékletet a vizsgált anyag mélyén elhelyezkedő diszkrét rétegekben található reflektorok hőhozzájárulásainak lineáris kombinációjaként fogjuk fel [17]. Ezen megközelítések közös problémája, hogy bonyolult lineáris inverzióan alapulnak, és a felhasznált mátrixok méretei miatt a háromdimenzióban vizsgált felületek szegmentálását is megkövetelik [5].

Az eddig említett módszerekhez képest, 2017-ben Burgholzer, Thor és Gruber kidolgoztak egy teljesen új kétlépéses módszert a termografikus képrekonstrukció elvégzésére. Ugyan a termografikus NDE módszerek túlnyomó többsége egydimenziós képrekonstrukciót enged meg, ez a módszer lehetővé teszi a két- és háromdimenziós rekonstrukciót is [18]. A szóban forgó megközelítés a virtuális hullám koncepció nevet kapta (virtual wave concept - VWC).

A VWC módszer előnye az eddig ismertetett termografikus eljárásokkal szemben az, hogy az anyag belső kezdeti hőmérséklet eloszlásának direkt rekonstrukciója helyett egy lineáris transzformáció segítségével előbb "akusztikus hullámokká" konvertálja a felszíni hőképet. Tehát az eredeti problémát leíró hőterjedés differenciálegyenleteit a csillapítatlan hanghullámok terjedését leíró hullámegyenletekké konvertáljuk. E konverzió által lényegében a fototermikus és fotoakusztikus képrekonstrukciós folyamatokat ötvözzük. Ennek vizuális ábrázolását a 2.2 ábrán láthatjuk.

A virtuális hullám képek lényegében akusztikus hullámokat tartalmaznak, lehetővé téve ezáltal az ultrahangos rekonstrukciós módszerek alkalmazását a második lépésben végzett képrekonstrukcióra. Ennek előnye a termografikus rekonstrukciós módszerekkel szemben az, hogy a virtuális hullámok által a transzformált kétdimenziós képek mélységi információt is tartalmaznak. A hőterjedés jelensége tengely- és oldalirányban is megjelenik akusztikus hiperbolaként, így a virtuális hullámok mindkét tengely menti információt tartalmazzák. Emiatt a VWC transzformáció nagymértékben hozzájárul a második lépésben végzett képrekonstrukció javításához, főleg magas zajszintű mérési adatok esetén [5].

A kutatás a virtuális hullámok alkalmazásáról a termografikus képrekonstrukcióban nem ért véget a 2017-ben megjelent cikkel. A kezdeti VWC megközelítést az évek során sikerült különböző numerikus és gépi tanuláson alapuló módszerekkel kiegészíteni és pontosságát javítani. A kutatás kezdeti állapotában az első lépésben végzett lineáris transzformáció pontossága a mérési adatokban található zaj mennyiségével nagymértékben csökkent [18]. Ennek javítására beépítettek olyan plusz feltételeket a transzformációs lépésbe (ritkaság, nemnegativitás), amelyek segítségével nőtt a módszer pontossága magas zajszinteknél is [19]. Ez a gyakorlati alkalmazásokban fontos

szempont, hiszen az éles körülmények között mért adatok általában zajosak. Például a [20]-as cikkben elemzett valós mérési adatok jel/zaj aránya 20-27 dB között volt, melynél már jelentős javulást sikerült elérni a TDK dolgozatban bemutatott rekonstrukciós eljárással (ld. a 3-as fejezetet).

A mérési adatokban megjelenő zaj a vizsgált anyag maximális felhevítési hőmérsékletétől és a méréshez használt infrakamera NEDT (noise equivalent differential temperature) tulajdonságától függ [5]. A NEDT az infrakamera hőmérsékletváltozásra való érzékenységet írja le, így közvetlenül befolyásolja a mérések pontosságát és zajszintjét is. Érthető tehát, hogy a kamera piaci ára az egyéb paraméterek (pl. felbontás) mellett, a NEDT értékétől is erősen függ [21]. Így az NDE módszerek pontosságának magas zajszintek mellett történő javításával akár a mérések költsége is csökkenthető, hiszen olcsóbb berendezéssel is pontos rekonstrukciós eredményeket lehet elérni.

A VWC megközelítés bevezetésekor a rekonstrukció második lépését a frequency domain synthetic aperture focusing technique (F-SAFT) [22] nevű ultrahangos és fotoakusztikus képrekonstrukcióban használt numerikus módszerrel végezték. Később javítottak a módszer eredményein az F-SAFT algoritmus különböző end-to-end és hibrid gépi tanuló algoritmusokkal való helyettesítésével [20]. A második lépést javító gépi tanuló algoritmusok teljesítményét és a korábban alkalmazott numerikus algoritmusok eredményeit szimulált és valódi mérési adatokon is összehasonlították. A tesztek során kiderült, hogy a numerikus és gépi tanuló algoritmusokat ötvöző hibrid módszerek segítségével a fizikai fantomokon végzett rekonstrukcióban is pontosabb eredményt lehet elérni, mint a tisztán numerikus módszerekre épülő eljárásokkal [5]. Ezért a dolgozatban ezt az irányt követve folytatjuk a kutatást, melynek során az első konverziós lépés javításához is gépi tanuló algoritmusokat használunk.

1.3. A rekonstrukciós probléma nehézségei

A virtuális hullámok alkalmazása a termo-tomográfiában, de általánosan a roncsolásmentes anyagvizsgálat is számos különböző tudományterületet érintő kihívást rejt. Az NDE feladatok nehézsége pontosan a felmerülő problémák interdiszciplinaritásában rejlik. A vizsgált anyagok belső rekonstrukciójához szükséges adatok előállítása például, vagyis a korábban említett különböző mérések pontos elvégzése mérnöki szempontból sem egy triviális feladat. A vizsgált anyag mért tulajdonságaitól függetlenül, precíz és ezáltal bonyolult eszközök alkalmazása szükséges az adatok begyűjtésére.

Mindemellett, a belső szerkezet rekonstrukciójára alkalmazott modellek implementálása, de a virtuális hullámok előállítása is, mély fizikai háttértudást feltételez. A termografikus képrekonstrukció megértéséhez például elengedhetetlenek a termodinamikai ismeretek, és a virtuális hullámok bevezetésével az akusztika és hullámtan is fontossá válik.

A roncsolásmentes anyagvizsgálat második lépése, vagyis a vizsgált anyag belső szerkezetének rekonstrukciója, numerikus szempontból egy nehezen megoldható feladat, ami jelentősen korlátozza a képrekonstrukciós módszerek pontosságát. Az anyag szerkezetének mérési adatokból történő meghatározása egy lineáris egyenletrendszerrel leírható inverz probléma. Matematikailag ezen inverz probléma megoldásának nehézsége abban mutatkozik meg, hogy az ezt leíró lineáris egyenletrendszerek nagyon rosszul kondicionáltak [5]. Ez a probléma a VWC megközelítés esetében kétszeresen jelent akadályt, hiszen a virtuális hullámok előállításához használt lineáris transzformáció is nagyon rosszul kondicionált [18]. Ezért a képrekonstrukciós lépésben és a virtuális hullámok előállításában regularizációs módszerek alkalmazására van szükség. Fontos megjegyezni, hogy az egyenletrendszerek megoldását az iteratív regularizációs eljárások csak határértékben állítják elő. Az iterációk végrehajtása számításigényes feladat, amit tovább nehezít a mérési adatok felbontásának növelése. A rekonstrukció minőségét erősen befolyásolja a mérési folyamat modellezése is, azaz a mérés és elnyelés között általában lineárisnak feltételezett kapcsolat, ami csak közelíti a valóságban lezajlott mérési folyamatot [23].

Az iteratív numerikus regularizációs módszerek roncsolásmentes anyagvizsgálati alkalmazásának kihívásaira sok esetben megoldást jelenthetnek a gépi tanuló algoritmusok. Az ilyen modellvezérelt módszerek képesek a felmerülő fizikai jelenségek nemlineáris természetének modellezésére is, javítva ezáltal a rekonstruált képeket és a virtuális hullámokat. Emellett a költséges tanítási folyamatot követően, a betanított gépi tanuló modellek kiértékelése jelentősen csökkentett számítási igénnyel rendelkezik a numerikus módszerekkel szemben. A legtöbb tanuló algoritmus végrehajtása GPU használatával erősen párhuzamosítható, ami jelentősen felgyorsítja a tanítás és a kiértékelés folyamatát, lehetővé téve akár a valós idejű képrekonstrukciót is [24].

Informatikai szempontból a gépi tanuló algoritmusok használata sem egyszerű, mivel a kellő általánosítási képesség elérése végett nagyméretű adathalmazokon kell ezeket tanítani. A tomográfiás alkalmazási területeken (számítógépes tomográfia, roncsolásmentes anyagvizsgálat stb.) a mérési adatok begyűjtése úgy idő, mint anyagiak szempontjából nagyon költséges lehet. A mérések precíz megvalósításához szükséges bonyolult eszközök, és a kellő képzettséggel rendelkező szakemberek jelenléte elenged-

hetetlen a tomográfiai adathalmazok előállításához, ez viszont nagymértékben nehezíti a gépi tanulás és hasonló adatvezérelt megközelítések alkalmazását e területben. A roncsolásmentes anyagvizsgálatban a vizsgált anyag belső szerkezetének adatvezérelt megközelítésű meghatározását felügyelt tanulási módszerekkel lehet leginkább elvégezni. A felügyelt tanulási folyamathoz egyaránt szükség van bemeneti adatokra és az algoritmus teljesítményének kiértékelésére használt referencia adatokra. A termografikus képrekonstrukció esetében a bemeneti adatok a vizsgált anyag mért hőmérsékletváltozásai, vagy az ezekből előállított virtuális hullámok, a referencia adatok pedig az elvárt belső szerkezetet leíró képek, amelyek a rekonstrukciós teljesítmény kiértékeléséhez elengedhetetlenek.

A VWC módszer esetén termografikus képrekonstrukcióval foglalkozunk, tehát a módszer bemeneti mérési adatai a vizsgált anyag felszíni hőmérsékletképei lesznek. Mindamellett, hogy egy gépi tanuló algoritmus felügyelt tanításához rengeteg felszíni hőmérsékletmérés elvégzése szükséges, olyan referencia adatokra is szükség van, amelyek alapján mérni lehet az algoritmus tényleges teljesítményét. Ezt a rekonstrukció esetében például az szabja meg, hogy az algoritmus kimenete mennyire van közel a becsülni kívánt mennyiséghez. Mivel a tomográfiában a vizsgált anyag belső szerkezetét szeretnénk meghatározni, a becsülni kívánt mennyiség az anyagban található hibák helyzete. Emiatt az adatvezérelt algoritmusok tanításához úgynevezett fizikai fantomokra van szükség, melyekben a vizsgált anyag pontos szerkezete, és ezáltal a benne található hibák pontos helyzete is előre ismert. A fizikai fantomok előállítása általánosan egy lassú és költséges folyamat, egy gépi tanuló algoritmus tanításához viszont rengeteg valós mérési adatra lenne szükség.

Az adatvezérelt megközelítésének egy másik informatikai nehézsége a felhasznált gépi tanuló algoritmusok architektúrájának megfelelő megválasztása. A megoldandó feladat részleteinek és az előállítható adat mennyiségének és minőségének függvényében, különböző gépi tanulási megközelítések változó eredményeket produkálhatnak. Egy nemrég megjelent publikációban [20] például a VWC módszer rekonstrukciós lépését egy U-Net architektúrájú neurális hálóval helyettesítették, javítva ezzel a képrekonstrukció eredményein. Az U-Net architektúra képszegmentációs feladatok megoldására lett kidolgozva, és megnyerte az International Symposium on Biomedical Imaging (ISBI) versenyt 2015-ben [25]. Ennek a hálóarchitektúrának nagy előnye a tomográfiai feladatok megoldásában az, hogy relatív kis mennyiségű tanulási adat esetén is jó eredményeket ér el. A megfelelő architektúra megválasztása mellett, az algoritmus tanítási paramétereinek meghatározása is fontos a betanított modell teljesítménye szempontjából, és ez sem egy triviális feladat.

1.4. Elért eredmények

A VWC módszer kiindulópontként szolgál a TDK dolgozatban bemutatott kiegészítések és továbbfejlesztések számára, amelyek által sikerült a VWC megközelítés eredményeit tovább javítani. Korábbi munkákban [5, 18, 20] a felszíni hőmérséklet virtuális hullámokká történő átalakítása az alternating direction method of multipliers (ADMM) [26] iteratív numerikus algoritmussal történt. A tesztek során azonban kiderült, hogy az ADMM algoritmus teljesítménye fordítottan arányos a jel/zaj aránnyal (SNR), azaz a rekonstrukciós hiba gyorsan nő az SNR csökkenésével [20]. Ezért kiegészítettük az első lépésben végzett lineáris transzformációt egy gépi tanuló modellel, ami a numerikus algoritmus által produkált virtuális hullámok tisztítására szolgál.

Az első lépés kiegészítését egy új, FISTA-Net elnevezésű neurális háló módosításával értük el, amely a Fast Iterative Shrinkage-Thresholding Algorithm (FISTA) [27] numerikus algoritmus lépéseit fejtí rétegekbe [28]. A FISTA egy iteratív numerikus módszer, amely az ADMM algoritmushoz hasonlóan lineáris inverz problémák regularizációs megoldására alkalmazható. Működésének egyszerűsége miatt, ez akár nagyméretű sűrű mátrixokkal leírt problémák megoldására is alkalmas. A FISTA-NET lényegében egy hibrid neurális háló architektúra, amely a FISTA iteratív lépéseit hajtja végre a tanítás során beállított tanulható paraméterek alapján. Ennek nagy jelentősége van a javított képrekonstrukciós eredmények elérésében, mivel a háló nem egy teljesen ismeretlen feladattal szembesül, hiszen a háló architektúrája eleve tartalmazza a feladat megoldásához szükséges numerikus heurisztikát. Ezáltal képes a FISTA-Net hibrid módszer egy tiszta gépi tanuló algoritmusnál gyorsabban tanulni, és pontosabb eredményeket elérni.

A tanításhoz persze most is egy nagy adathalmazra lenne szükség mely valós mérésekből származó felszíni hőképeket tartalmaz. Ehelyett azonban a TDK dolgozatban kidolgozunk egy adatgenerátort, mellyel bizonyos feltételek mellett szimulálni tudjuk a méréseket, azaz egy előre rögzített belső szerkezetű anyaghoz le tudjuk generálni a mérésakor keletkező felszíni hőképeket. Ennek implementációja során, a képrekonstrukciós lépésben használt U-Net neurális háló adatgenerátorát [20] módosítottuk. Az U-Net tanítására olyan szintetikus adatokat hoztak létre, amelyek a fizikai fantomokat és a felszíni hőmérsékletképeket egyaránt helyettesítették. Az erre alkalmazott adatgenerátor olyan anyagok hőterjedését volt képes szimulálni, melyek véletlenszerű négyzet alakú hibákat tartalmaztak. Ebből kiindulva egészítettük ki az adatgenerálási folyamatot úgy, hogy a négyzet alakútól eltérő formájú hibákat is fel tudjon ismerni a

rendszer. Ezt különböző nagyságú kör-, sokszög- és repedés alakú hibák véletlenszerű előállításával értük el. A különböző formájú hibákat tartalmazó adathalmaz javítja a VWC módszer általánosító képességét és a vizsgált anyag szerkezetében keresett hibák alakjának felismerését.

Az U-Net felügyelt tanításához hasonlóan, a FISTA-Net esetében is meg kell tudnunk határozni, hogy a háló kimenete mennyire van közel a becsülni kívánt mennyiséghez. Ehhez a második képrekonstrukciós lépésben fizikai fantomokra van szükség, az első lépésben a virtuális hullámok tisztítása során pedig ismernünk kell az anyaghibák által kiváltott akusztikus hiperbolák elvárt helyzetét. Ha előre tudjuk a generált mesterséges adatokban lévő anyaghibák alakját és pontos helyzetét, akkor az elvárt virtuális hullámok pontos konfigurációja is meghatározható, amit kihasználunk az adatgenerátor bővítéséhez.

2. fejezet

Matematikai háttér

2.1. Hővezetés

A termografikus képrekonstrukcióban a belső szerkezetet a vizsgált anyag hevítését követő hőmérsékletváltozás megfigyelése által határozzák meg. Az anyag felszíni hőmérsékletének időbeli változása olyan információ, amit annak fizikai szerkezetének jellemzői befolyásolnak. A hőmérsékletváltozás jelenségét valójában a felhevített test és annak környezete közötti hőmérséklet-különbség váltja ki. A hőmérséklet kiegyenlítésére törekvő hőenergia áramlásának folyamatával a termodinamikában a hővezetés jelenségeként találkozhatunk. E fizikai folyamat szolgál minden termográfiás roncsolásmentes anyagvizsgálati módszer alapjául, ugyanis ez által írható le pontosan a mért adatok változásának folyamata.

Mivel a hővezetés fizikai jelensége matematikailag modellezhető, ennek folyamata beépíthető a képrekonstrukciós eljárásokba is. A $T(\mathbf{r}, t)$ hőmérséklet időbeli változása a hővezetés egyenletével írható le [29]:

$$\left(\nabla^2 - \frac{1}{\alpha} \frac{\partial}{\partial t} \right) T(\mathbf{r}, t) = -\frac{1}{\alpha} T_0(\mathbf{r}) \delta(t), \quad (2.1)$$

ahol $T(\mathbf{r}, t)$ a t időtől és az $\mathbf{r}$ helytől függő hőmérsékletet jelöli, mint a t idő és $\mathbf{r}$ helyzetvektor függvénye, a ∇^2 Laplace operátor a másodrendű térbeli parciális deriváltakat írja le, és az α hővezetési tényező. A hővezetést leíró parciális differenciálegyenlet jobb oldala a $t = 0$ időpillanatban írja le az anyagban uralkodó $T_0(\mathbf{r})$ kezdeti hőmérsékleteloszlást, amely egy $\delta(t)$ Dirac-delta eloszlású gerjesztési folyamat eredménye [18]. A gyakorlatban a hőmérséklet időbeli megváltozását csak az anyag felszínén tudjuk mérni.

2.2. Virtuális hullámok előállítása

A fizikai mérések során begyűjtött felszíni hőmérsékleti adatok eredetileg a termografikus képrekonstrukcióban használt szokványos hőképek. Annak érdekében, hogy a VWC megközelítés rekonstrukciós lépésében az ultrahangos módszereket is használhassuk, a termografikus adatok akusztikus spektrumba történő átalakítása szükséges. Az erre használt transzformáció működésének fizikai hátterét az anyagvizsgálat során felszabaduló hőenergia biztosítja [18].

A fototermikus és fotoakusztikus képalkotás során a vizsgált anyagot valamilyen fényforrás (pl. lézer vagy hőlámpa) segítségével kívülről megvilágítják. Az anyag által elnyelt fényenergia egy része hőenergiává alakul amit az anyag kezdeti hőmérséklet eloszlása $T_0(\mathbf{r})$ ír le az $\mathbf{r}$ helyvektor által meghatározott pozíción. A melegítés hatására bekövetkező hőtágulás nyomásváltozást hoz létre az anyag belsejében, az ezt leíró kezdeti $\mathbf{p}_0(\mathbf{r})$ nyomáseloszlás pedig egyenesen arányos az elnyelt hőenergiával. Az anyag belső szerkezetének feltérképezésére tehát egyaránt használhatjuk a gerjesztés hatására kialakult kezdeti T_0 hőmérséklet-, illetve $\mathbf{p}_0$ nyomáseloszlást, ettől függően pedig fototermikus, vagy fotoakusztikus képrekonstrukcióról beszélünk. A kétféle rekonstrukciós megközelítés közötti kapcsolatot a [18] publikáció írja le. Eszerint definiálható egy lineáris transzformáció, melynek segítségével a kezdeti hőmérséklet- és nyomáseloszlás megfeleltethető egymásnak. A konverzió során a hővezetést leíró differenciálegyenletekről térünk át a nyomásváltozást leíró hullámegyenletekre.

A fototermikus mérések során a vizsgált anyagban lezajló fizikai folyamatot a (2.1) hővezetés differenciál egyenlettel lehet modellezni. Ezzel szemben a fotoakusztikus képrekonstrukció folyamatát az alábbi hullámegyenlet írja le:

$$\left(\nabla^2 - \frac{1}{c^2} \frac{\partial^2}{\partial t^2} \right) \mathbf{p}(\mathbf{r}, t) = -\frac{1}{c^2} \frac{\partial}{\partial t} \mathbf{p}_0(\mathbf{r}) \delta(t), \quad (2.2)$$

ahol $\mathbf{p}(\mathbf{r}, t)$ az anyag nyomáseloszlása az $\mathbf{r}$ helyvektorral meghatározott pontban és a t időpillanatban, c pedig az anyagra jellemző hullámterjedési sebesség. A (2.2) egyenlet $\mathbf{p}_0(\mathbf{r}) = T_0(\mathbf{r})$ helyettesítéssel kapott $\mathbf{p}_{\text{virt}}(\mathbf{r}, t)$ megoldása egy ideális, csillapítás nélküli akusztikus hullám nyomáseloszlásának felel meg, mely a $T_{\text{virt}}(\mathbf{r}, t)$ -el egyenesen arányos. A valóságban persze mindig fellép valamilyen fajta csillapítás, ezért a $\mathbf{p}_{\text{virt}}$ -hez tartozó hullámokat "virtuális hullámok"-nak nevezzük. A $\mathbf{p}_{\text{virt}}$ nyomáseloszlás egyenesen arányos a hőmérsékleteloszlás Kelvinben kifejezett T_{virt} értékével, melyre virtuális hőhullámként fogunk hivatkozni. Megmutatható [18], hogy a valódi hőmérsékleteloszlás T és a virtuális hőhullámok T_{virt} közötti kapcsolat az alábbi

integrálegyenlettel írható le:

$$T(\mathbf{r}, t) = \int_{-\infty}^{\infty} K(t, t') T_{\text{virt}}(\mathbf{r}, t') dt', \quad (2.3)$$

ahol a K kernel függvény alakja

$$K(t, t') = \frac{c}{\sqrt{\pi\alpha t}} \exp\left(-\frac{c^2 t'^2}{4\alpha t}\right) \quad (\forall t > 0). \quad (2.4)$$

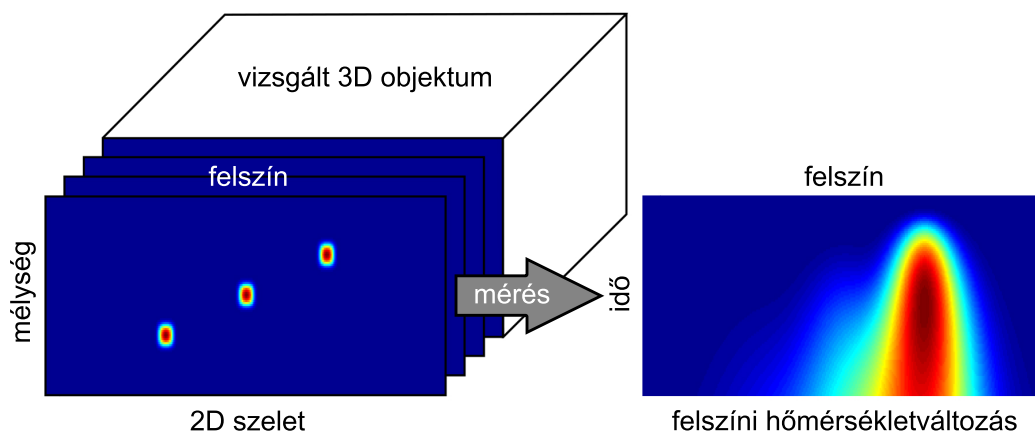
A képletből jól látszik, hogy K egy lokális transzformáció, azaz független az $\mathbf{r}$ helyvektortól. Tehát a (2.3) konverzió a mérési pontok helyétől függetlenül, párhuzamosan is végrehajtható. Ha például a felszíni hőmérsékletváltozást infrakamerával mérjük, akkor a kamerakép pixeleihez tartozó hőmérséklet idősorokat egyszerre tudjuk konvertálni virtuális hőhullámokká. A transzformáció másik előnye, hogy a kezdeti hőmérséklet eloszlás közelítését már a virtuális hullámok terében végezhetjük, azaz alkalmazhatók akusztikus képrekonstrukciós módszerek is. Ezek nagy előnye a tisztán termografikus módszerekkel szemben abban rejlik, hogy a hanghullámok az anyaghibák mélységi jellemzőit is tartalmazzák. A transzformáció folyamatát a 2.2 ábra illusztrálja.

Megjegyezzük, hogy a gyakorlatban a felszíni hőmérsékletváltozást csak bizonyos $t_1, t_2, \dots, t_N$ időpillanatokban ismerjük, illetve csak az infrakamera (i, j) pixeleiben mérhetjük. Ezért a gyakorlati alkalmazásokban a (2.3) és (2.4) egyenletek diszkrét változataival kell dolgoznunk. A kapcsolódó rekonstrukciós problémát lineáris egyenletrendszerek segítségével lehet modellezni, melyek gyakran rosszul kondicionált lineáris inverz problémákhoz vezetnek. Ezek numerikus megoldása nem egyszerű feladat, melyet a következő fejezetben tárgyalunk.

2.3. Numerikus szempontok

A roncsolásmentes anyagvizsgálat második lépése, vagyis a vizsgált anyag belső szerkezetének megállapítása az első lépésben mért adatok alapján történik. Az anyag belső szerkezete a gerjesztés előtti kezdeti hőmérséklet eloszlás ismeretében egyértelműen meghatározható. A képrekonstrukciós lépésben e kezdeti állapot becslése a cél, melyet a gerjesztés eredményeként fellépő hőmérsékletváltozás segítségével határozhatunk meg.

Az egyszerűsítés érdekében, az eredetileg háromdimenziós rekonstrukciós feladatot visszavezetjük több 2D-s keresztmetszeti kép rekonstrukciójára. A vizsgált anyagot a felszínére merőlegesen olyan vékony párhuzamos szeletekre osztjuk fel, melyek lénye-



2.1. ábra. A 3D-s rekonstrukciós probléma visszavezetése több egyszerűbb 2D-s feladatra. A vizsgált anyagot függőleges irányú párhuzamos kétdimenziós szeletekre bontjuk. A 2D képrekonstrukciós feladat megoldásához csak a keresztmetszet vonalán mért felszíni hőmérséklet időbeli változásait használhatjuk.

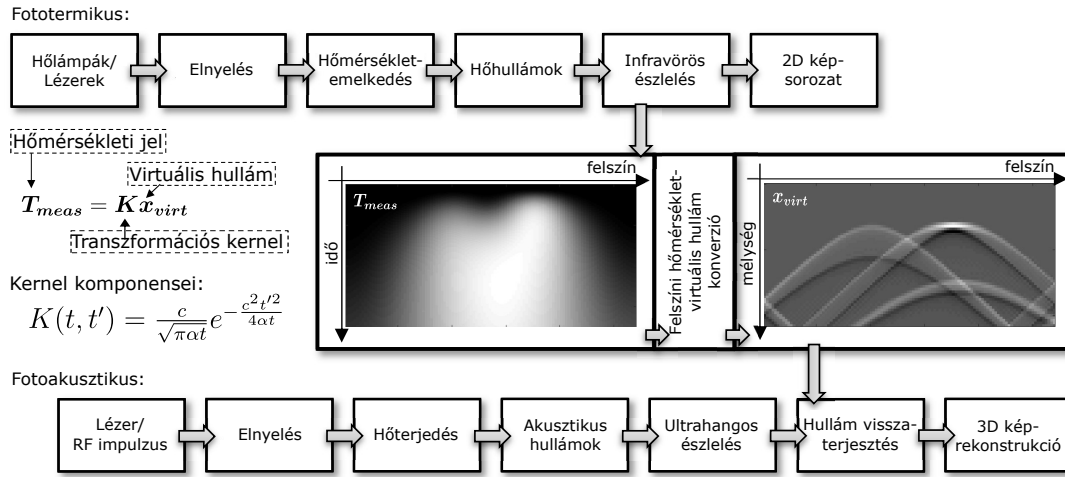
gében kétdimenziós lapoknak tekinthetők. A kezdeti hőmérsékleteloszlást szeletenként rekonstruáljuk, ahogyan azt a 2.1-es ábra is mutatja. A különálló szeletek belső szerkezetének ismeretében meghatározható az eredeti háromdimenziós objektum szerkezete is. Emiatt az eredetileg 3D-s feladat helyett elegendő kétdimenziós rekonstrukciók sorozatát elvégezni.

A 2D-s feladatban az X kezdeti hőmérséklet eloszlás és az Y felszíni mérések közötti összefüggést egy $f : X \rightarrow Y$ operátor segítségével lehet modellezni. Az f operátor a hővezetés direkt problémáját írja le, mely szerint a kezdeti állapot meghatározza a gerjesztés után mért hőmérséklet-változást. Mivel a termográfiában a hőmérséklet-változást leíró mérések diszkrét adatpontok térben és időben, az f operátor $X = \mathbb{R}^m$ értelmezési tartománya és $Y = \mathbb{R}^n$ értékkészlete is diszkrét. A képrekonstrukciós lépés célja a kezdeti X állapot meghatározása az Y mérési adatokból, vagyis az f operátor által leírt probléma inverzének meghatározása.

2.3.1. Rosszul kondicionált inverz problémák

A képrekonstrukciót gyakran modellezzük lineáris inverz problémaként, a következő alakban:

$$f(x) = Ax. \quad (2.5)$$



2.2. ábra. A fototermikus és fotoakusztikus NDE folyamatok összehasonlítása. A virtuális hullámok előállítása 2D-ben történik a vizsgált objektum szeleteire (ld. a 2.1 ábrát). A VWC megközelítés előnye más termografikus rekonstrukciós módszerekkel szemben abból származik, hogy a hőképekből előállított virtuális hullámok a vizsgált minta mélységi jellemzőit is tartalmazzák.

Esetünkben A egy mátrix, melynek n és m dimenziói a mért hőmérsékletképek idő és térbeli felbontásával egyeznek meg.

Közelebbről megfigyelve a (2.3) egyenlettel leírt hőváltozás és virtuális hullám közti transzformációt, észrevehető, hogy ez diszkrét esetben a (2.5)-ös inverz problémához hasonló alakú. A (2.3) egyenletben szereplő T_{virt} hőmérsékleteloszlás diszkrétizálásával egy kétdimenziós mátrixot kapunk. Ezt a mátrixot T_{virt} elemeinek oszlopfolytonos felsorolásával vektorizáljuk, amit x_{virt} -el jelölünk. Ekkor a T_{meas} mérésekből nyert felszíni hőmérsékletváltozást a (2.3) egyenlet alapján a következőképpen írhatjuk le:

$$T_{meas} = K x_{virt}, \quad (2.6)$$

ahol a K kernelmátrixot a $K(t, t')$ kernel egyenletes mintavételezésével állítjuk elő. Így láthatóvá válik, hogy a virtuális hullámok előállításához is lényegében egy inverz probléma megoldása szükséges. A VWC módszer transzformációs lépését tehát egy inverz probléma megoldásával végezhetjük el, ami a virtuális hullámok meghatározását takarja a felszínen mért időbeli hőmérsékletváltozásokból.

A felszíni hőmérsékletképek virtuális hullámokká történő transzformációjának előnyét a 2.2 ábra illusztrálja. A fototermikus és fotoakusztikus képrekonstrukciós folyamatokat a virtuális hullámokkal hidaljuk át, melyeket a (2.3) egyenlettel leírt transzformációval állítunk elő. A hőképek és virtuális hullámok vizuális reprezentációin jól

látható a lényeges különbség, mégpedig az, hogy az előbbivel ellentétben a virtuális hullámok mélységi információt is tartalmaznak. Ezáltal lényegesen egyszerűbbé válik a vizsgált anyag felszínétől távol elhelyezkedő defektek meghatározása is.

Tekintsük most azt az esetet, melyben a mérések időbeli felbontása megegyezik a meghatározni kívánt ismeretlenek számával, vagyis $n = m$ és $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$. Ebben az esetben a megfelelő inverz probléma perturbációs viselkedése a

$$\kappa(A) = \|A\|_2 \cdot \|A^{-1}\|_2,$$

az A mátrix kondíciós számával írható le. Geometriailag ez az x vektor A mátrixszal történő legmagasabb és legalacsonyabb mértékű nyújtásának arányát határozza meg [5]. Az A mátrix magas kondíciós száma, vagyis egy magas $\kappa \gg 1$ érték, az inverz probléma perturbációs hibáinak számottevő növekedéséhez vezet. Ez a jelenség úgy vizualizálható, hogy az f operátor az n -dimenziós egységgömböt az $\mathbb{R}^n$ térben egy excentrikus hiperellipsziszre képez le, és a perturbáció mértékét ennek lapossága határozza meg.

Mivel a VWC módszer kivitelezésében felmerülő mindkét lineáris inverz probléma megoldása során a lehető legkisebb perturbáció bevezetésére törekszünk, a megfelelő megoldások előállításának nehézsége a κ értéktől, vagyis a problémát leíró egyenletrendszer együtthatómátrixának kondíciós számától függ. A hővezetést leíró inverz probléma megoldására használt modell alapú megközelítések rosszul kondicionált egyenletrendszerek megoldásához vezetnek [5]. Ez alól a virtuális hullámok előállítása sem jelent kivételt, mivel az ennek során felmerülő K kernelmátrixok kondíciós száma gyakran magas. Egy adott $\kappa(K) \approx 3.45 \cdot 10^{39}$ kondíciós számú $K \in \mathbb{R}^{256 \times 256}$ mátrix esetén például $\log_{10} \kappa(K) \approx 39$ hasznos tizedesjegy veszhet el a $Kx = y$ egyenletrendszer megoldása során [30].

Egy magas kondíciós szám önmagában nem feltétlenül eredményez nagy perturbációs hibákat a rosszul kondicionált inverz problémák megoldása esetében, hiszen sokszor le tudjuk választani az egyenletrendszer mátrixából a lineárisan összefüggő oszlopokat. Emiatt feltételezhetjük, hogy csupán a mátrix lineárisan független elemeit használva egy olyan jól kondicionált problémához jutunk, melynek megoldása hasonlít az eredeti probléma megoldásához. A VWC módszerben megjelenő inverz problémák esetén bizonyítottan nem működik ez a megközelítés, ugyanis ezek esetében nem létezik jól kondicionált közeli probléma. Ez annak köszönhető, hogy a (2.6) egyenletrendszert ún. Fredholm-integrál egyenletből származtattuk, ami nagyon rosszul kondicionált, az említett technikával nem javítható egyenletrendszerekhez vezet [5].

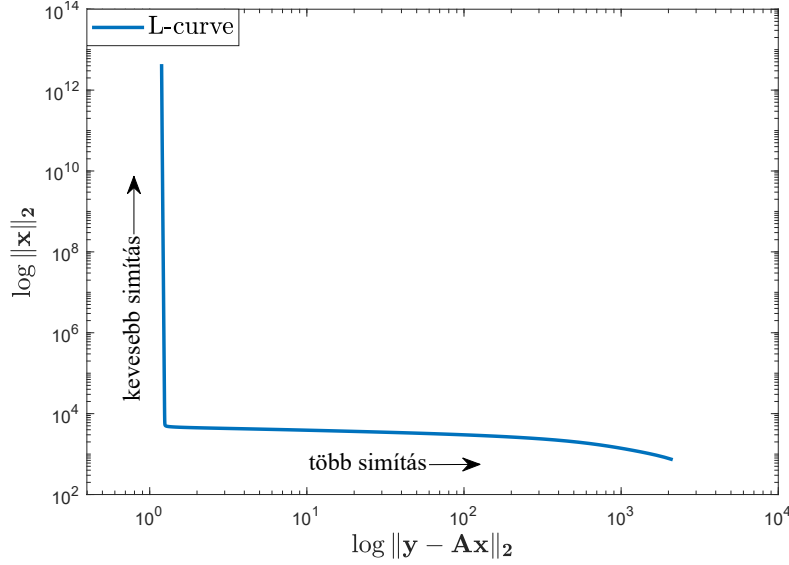
2.3.2. Regularizációs módszerek

Egy rosszul kondicionált probléma magas perturbációs hibákat tartalmaz, vagyis a mérési adatokban megjelenő zaj nagymértékben befolyásolja az előállított megoldás pontosságát. A képrekonstrukció során ez abban nyilvánul meg, hogy a mérési adatokban megtalálható zaj nagy hatással van a vizsgált anyag belső szerkezetének közelítésére. Mivel a roncsolásmentes anyagvizsgálatban a bemeneti adatok konkrét fizikai mérések által jönnek létre, egy bizonyos szintű zaj jelenléte, illetve mérési hiba ezekben elkerülhetetlen. A VWC módszer egyes lépéseiben fellépő torzítások nem függetlenek egymástól, hiszen a két lépésben megoldandó rosszul kondicionált inverz problémák egymásra is hatnak. Valóban, a módszer képrekonstrukciós lépésének bemenetét a virtuális hullámok adják, melyek önmagukban is egy rosszul kondicionált probléma eredményei. Ezáltal a vizsgált anyag időbeli hőváltozásának mérése során keletkező zaj torzító hatása a képrekonstrukciós lépésben már a virtuális hullámok előállításánál felerősödhet. Emiatt kifejezetten fontos az első lépésben előállított virtuális hullámok minősége, hiszen a rosszul kondicionált transzformációs lépés természeténél fogva felerősíti a mérések során keletkező zajt.

Egy megfelelően pontos eredmény eléréséhez a rosszul kondicionált egyenletrendszer általánosított megoldásaira további feltételek bevezetésével igyekszünk a megoldás zajjal szembeni érzékenységét csökkenteni. Ezt egy regularizációs folyamat segítségével végezhetjük el, amely felfogható úgy, mint a következő optimalizációs feladat:

$$\tilde{x}_\lambda = \arg \min_x \{ \|\tilde{y} - Ax\|_2^2 + \lambda^2 \cdot \Omega(x) \}, \quad (2.7)$$

ahol $\tilde{x}_\lambda$ a regularizált megoldás, $\tilde{y} = y + \Delta y$ a zajos mérési adatok, λ az úgynevezett szűrési tényező (vagy regularizációs paraméter), és $\Omega(\cdot)$ az optimalizációs feladat büntető függvénye. A gyakorlatban sokszor $\Omega(x) = \|x\|_p$, amivel az alacsony normájú megoldásokat részesítjük előnyben, a magas normájú megoldásokat pedig büntetjük. A büntető tag helyes megválasztása kritikus feladat a regularizációs módszer hatékonyságának szempontjából. Segítségével megfogalmazhatunk a megoldással szembeni további elvárásokat, például, hogy eleget tegyenek bizonyos simasági vagy ritkasági feltételeknek. Ezen plusz feltételek megszegését a $\lambda > 0$ szűrési tényező növelésével tudjuk büntetni. A (2.7) feladat $\tilde{x}_\lambda$ megoldása erősen függ a büntetőtagtól, és így a λ paraméter megválasztásától. A szűrési tényező optimális megválasztására használhatunk különböző heurisztikus megközelítéseket, amelyek az optimalitás kritériumát különbözőképpen határozzák meg. Ezek között az egyik legintuitívabb megközelítés az L-curve módszer, amelyet a VWC transzformációs és képrekonstrukciós lépésében



2.3. ábra. Az L-curve algoritmus működésének szemléltetése. A λ regularizációs paraméter optimális értéke a görbe sarokpontjában becsülhető.

is felhasználtak [5, 20].

Az L-curve algoritmus képes a megoldandó problémában felmerülő alul- és túlsimítás megfelelő kiegyensúlyozására, ami a $\|\tilde{\mathbf{y}} - \mathbf{A}\tilde{\mathbf{x}}_\lambda\|_2$ és $\Omega(\tilde{\mathbf{x}}_\lambda)$ kifejezésekben megjelenő relatív változások által mérhető. Ezen mértékeket egy logaritmikus skálán számos λ értékre kirajzolva, egy L-alakú parametrikus görbét kapunk, melynek szárai az alul- és túlsimított eredményeket tartalmazzák a λ érték függvényében. Az L-curve módszer a két szár sarkának azonosítása által határozza meg a λ optimális értékét, ugyanis ez állítja elő a simítás szempontjából legkiegyensúlyozottabb eredményt. Az L-curve algoritmusában a sarokpont megtalálása az L-alakú görbe maximális görbületének meghatározásával történik [31, 32]. Ennek működését a 2.3-as ábra illusztrálja.

2.3.3. Plusz feltételek figyelembevétele

Az NDE módszerek által vizsgált anyagok általában olyan hibákat tartalmaznak, mint különböző repedések, pórusok és delaminációk, amelyek elkülönítettek és kis méretűek a vizsgált objektum teljes térfogatához képest. Emiatt feltételezhetjük az anyag belső szerkezetének térbeli ábrázolásának ritkaságát, vagyis azt, hogy a rekonstruált keresztmetszeti képeken a legtöbb pixel nulla, vagy ahhoz közeli értéket vesz fel. Ezen ábrázolásokban a nem nulla elemeket a hibák helyzetét leíró értékek és a zaj jelenthetik.

A vizsgált anyag $\mathbf{x}_{\text{init}}$ kezdeti hőmérsékleti állapotának ritkaságát feltételezve, a ritkaságot, mint plusz feltételt, bevezethetjük a (2.7) egyenlettel leírt regularizációs lépésbe. A legkézenfekvőbb módszer erre az $\Omega(\mathbf{x}) = \|\mathbf{x}\|_0$ büntető függvény használata lenne, vagyis a nem-nulla elemek száma szerinti súlyozás, viszont ez egy NP-nehéz kombinatorikai optimalizációs feladathoz vezet. Emiatt más, lehetőleg konvex, ritkaságot indukáló büntető függvény használata ajánlott, amilyen például az $\mathbf{x}$ megoldásvektor ℓ_1 -es normája [33]. Mivel a ritkaságot a nullától különböző elemek számával definiáljuk, a mérési adatok eredeti ábrázolása sok esetben nem lesz ritka. Ez különösen igaz zajos mérések esetén, de akkor is előfordulhat, ha a lehetséges megoldások $\mathbf{X}$ terében a rekonstrukció $\mathbf{x}$ eredménye, egyáltalán nem, vagy nem elég ritka. Ezért az $\mathbf{x}$ megoldásvektor ritkaságát gyakran nem az eredeti mérési térben vizsgáljuk, hanem a $\mathbf{z} = \mathbf{F}\mathbf{x}$ leképezéssel egy másik térbe transzformáljuk úgy, hogy a $\mathbf{z}$ vektorban a nullától különböző koordináták száma már jóval kevesebb, mint $\mathbf{x}$ -ben. Ezt a megközelítést a képfeldolgozásban analitikus modellnek nevezzük. A virtuális hullámok előállítása során használt regularizált megoldást ezek alapján felírhatjuk, mint

$$\tilde{\mathbf{x}}_\lambda = \arg \min_{\mathbf{x}} \{ \|\tilde{\mathbf{y}} - \mathbf{K}\mathbf{x}\|_2^2 + \lambda^2 \cdot \|\mathbf{F}\mathbf{x}\|_1 \}, \quad (2.8)$$

ahol $\mathbf{F}$ egy olyan transzformációt jelöl, amely az $\mathbf{x}$ megoldást ritkává alakítja (pl. Fourier, vagy Curvelet transzformáció [34]) [5].

Az analitikus képfeldolgozási modell mellett, amelyben az $\Omega(\mathbf{x})$ hibatagot vizsgáljuk egy másik térben, létezik egy alternatív megközelítés, a szintetikus modell. E szerint a teljes regularizációs feladatot egy olyan térben oldjuk meg, ahol az $\mathbf{x}$ megoldásvektor ritka. Egy $\mathbf{x} = \mathbf{S}\mathbf{c}$ leképezés segítségével megfogalmazhatjuk a (2.7) egyenletben leírt regularizációs feladatot egy olyan térben, amelyben a $\tilde{\mathbf{c}}_\lambda$ és a $\mathbf{c}$ megoldásvektor egyaránt ritka:

$$\tilde{\mathbf{c}}_\lambda = \arg \min_{\mathbf{0} \leq \mathbf{c}} \{ \|\tilde{\mathbf{y}} - \mathbf{K}\mathbf{S}\mathbf{c}\|_2^2 + \lambda^2 \cdot \|\mathbf{c}\|_1 \}. \quad (2.9)$$

Ebben az esetben $\mathbf{S} = \mathbf{R}^{-1}$, ahol $\mathbf{R}$ egy olyan invertálható transzformációt jelöl (pl. Abel transzformáció [35]), amely az eredeti $\mathbf{x}$ megoldást ritkává alakítja [5]. Ennek $\mathbf{S}$ inverzének segítségével a $\tilde{\mathbf{c}}_\lambda$ és $\mathbf{c}$ vektorokat visszatranszformálhatjuk az eredeti $\mathbf{X}$ térbe. A ritkaság mellett, belefoglalhatjuk a nemnegativitás plusz feltételét is a regularizációba, ugyanis az $\mathbf{R}$ által eredményezett ábrázolásban az anyaghibák, defektek helyét jelölő értékeket pozitívnak feltételezhetjük [14].

Az ℓ_1 normára alapuló heurisztikák egy egyszerű ritkasági mintát részesítenek

előnyben, amely minél alacsonyabb nem nulla elemszámú adatokra illeszkedik. A termografikus képrekonstrukcióban vizsgált adatok viszont nem csupán ritkák, hanem egy bizonyos csoportosulási tendenciát is mutatnak. Ez annak köszönhető, hogy a vizsgált anyag szerkezetében található hibák, defektek diszkrét ábrázolásai általában több adatpont csoportjaként jelennek meg. A rekonstrukciós lépésnek ezen klaszterezési tulajdonsága még egy olyan plusz információnak számít, ami segít a hibák zajtól való megkülönböztetésében. Annak érdekében, hogy ezt a csoportosítási tulajdonságot is formalizálni tudjuk a regularizációs lépésben, használhatunk összetett normákat az $\Omega(\cdot)$ büntető függvényében [36].

Tehát a VWC megközelítés rekonstrukciós lépéseiben olyan rosszul kondicionált inverz problémák megoldása a cél, melyekbe a feladatot leíró fizikai tulajdonságokat regularizáció segítségével beépíthetjük. Az olyan plusz információk, mint a nemnegativitás, ritkaság és csoportos ritkaság bevezetése a rekonstrukció pontosságának számottevő javításához vezet egy nem regularizált megoldással szemben [5].

2.4. Hibrid tanuló algoritmusok alkalmazása

Az olyan plusz feltételek bevezetése a roncsolásmentes anyagvizsgálati megközelítések különböző lépéseibe, mint a nemnegativitás, vagy ritkaság javíthatja az adott lépésben elért eredményeket, viszont a regularizáció alkalmazása növeli a megoldási módszerek komplexitását. Mindemellett az inverz hővezetési problémákhoz általában olyan nagyméretű lineáris egyenletrendszerek tartoznak, melyekben a felszíni mérések vektorai és a transzformációs mátrixok méretei az infrakamerák érzékelőinek felbontásával arányosak. Ennek eredményeképp már az L-curve megközelítés adatpontjainak kiértékelése is például egy nehéz és időben költséges feladattá válik. A tiszta modell alapú megoldásokkal kapcsolatban egy másik probléma az, hogy a csoportos ritkasághoz hasonló feltételek esetén a regularizációs megoldások gyakran olyan előzetes információt igényelnek, amely a gyakorlatban nem áll rendelkezésre, ilyen például a nem nulla koordináta csoportok (pl. defektek) mérete és alakja.

A tisztán modell alapú NDE megközelítések előbb ismertetett hátrányai sok esetben kiküszöbölhetőek gépi tanuló alapuló módszerek alkalmazásával. A mély neurális hálók használata különböző inverz problémák megoldására egyre inkább elterjedt a szakirodalomban [37]. Ezen módszerek ugyan képesek az általánosításra, de a konvergenciájuk gyorsítása és az eredményeik javítása érdekében a megoldandó feladat korábban említett tulajdonságait (pl. ritkaság, nemnegativitás) is érdemes beépíteni

a háló struktúrájába. Ezáltal olyan gépi tanuló algoritmusokat fejleszthetünk, melyek felépítése követi a megoldandó probléma fizikai modelljét. Például a tanítás során a háló struktúrájába beépíthetjük a kapcsolódó inverz problémát megoldó numerikus módszerek egyes lépéseit is. A gépi tanuló algoritmusok és a szokványos modell alapú megközelítések kombinációja viszont új kihívásokat is eredményez. A tanításhoz megfelelő adathalmaz előállítása és előfeldolgozása, a hálóarchitektúrák és tanulási stratégiák megválasztása és a tanulási paraméterek értelmezése mind olyan problémák, amelyekre megoldást kell találni egy sikeres hibrid algoritmus implementálása során. A potenciális alkalmazhatóságuk ellenére, a jelenlegi szakirodalomban alig néhány adatvezérelt termografikus NDE megközelítéssel találkozhatunk [38].

A tényleges gyakorlati eredményességük eléréséhez a mély tanuláson alapuló termografikus NDE módszerek több szempontnak is meg kell feleljenek. Elsősorban relatíve alacsony számítási komplexitással kell rendelkezzenek, ugyanis a gyakorlatban általában korlátozott számítási kapacitású rendszereken kell fussanak. Továbbá, a betanított modelleknek valódi fizikai mérési adatokon kell működni, akkor is ha a tanításuk során csak szintetikus adatokkal találkoztak. Ez amiatt fontos, mert az efféle algoritmusok tanításához szükséges valódi adathalmaz előállítása bonyolult és költséges. Ennek következtében elengedhetetlen a kidolgozott módszerek olyan még nem látott adatokon történő tesztelése, melyek valódi fizikai mérésekből származnak.

A VWC módszer eredményeit kísérletileg igazolták két különböző adatvezérelt algoritmus összehasonlításával [20]. Az első neurális háló közvetlenül a hőmérsékletváltozási mérésekkel lett betanítva end-to-end (e2e) módon, a második hibrid megoldás bemenete viszont a (2.6) transzformációs lépés eredményeként előállított virtuális hullámok voltak. Más szóval az e2e neurális háló feladata a teljes inverz hővezetési probléma megoldása volt, míg a hibrid algoritmusnak már "csak" a virtuális hullámok és a kezdeti hőmérsékleteloszlás közötti nemlineáris összefüggéseket kellett megtanulnia. Mindemellett, a hibrid megközelítésben a ritkaság és nemnegativitás plusz feltételeit bevezető regularizációt is alkalmazták. A két megközelítésben használt neurális háló architektúra az U-Net volt, amely eredetileg egészségügyi felvételek szegmentálására lett kitalálva [25]. Az U-Net egyik nagy előnye az, hogy elfogadható eredmények elérésére nem igényel sok tanulási adatot, és kisebb méretű adathalmazokra is jól tanítható [20].

A két neurális háló összehasonlítása által kísérletileg kimutatták a VWC módszer előnyösségét a szokványos direkt NDE módszerekkel szemben [20]. A virtuális hullámokkal történő képrekonstrukció előnye az, hogy amíg az e2e modell egy olyan komplex hővezetési mintát kell felismerjen, amit sok különböző tényező befolyásol, a hibrid

modell feladata a virtuális hullámokat leíró hiperbolák szórásának felismerésében merül ki, mely lényegesen egyszerűbb az előbbinél. A regularizáción keresztül beépített plusz feltételek is nagyban hozzájárulnak a hibrid megközelítés eredményességéhez. A szintetikus és valódi mérési adatokon elvégzett kísérletek azt mutatják, hogy a VWC módszer pontosabb rekonstrukciót tesz lehetővé, mint az end-to-end megközelítések.

3. fejezet

Eredmények

3.1. Adatgenerálás

3.1.1. Előzmények

A mély tanuló algoritmusok tanításához nagyméretű adatbázisokra van szükség, hogy a háló megfelelő általánosító képességgel rendelkezzen és a tanító halmaztól független teszt adatokon is jó eredményeket adjon. Ez alól a termográfiában alkalmazott gépi tanuló módszerek sem kivételek, mivel a bemeneti hőmérsékleti adatok számos különböző tényezőtől függnnek. A termografikus képrekonstrukciós feladat szabadsági foka nagyon magas, amit a vizsgált anyag hővezetési tulajdonságai, a belső szerkezetben található hibák mérete, alakja és a mérésre használt műszerek beállításai befolyásolnak. Egy kellően nagyméretű és változatos valós tanulási adathalmaz előállítása a gyakorlatban majdhogynem lehetetlen, hiszen ehhez a létező összes lehetőséget lefedő fizikai fantomok alapján készült mérésekre lenne szükség.

Az e2e és hibrid módszerek tanításához szükséges termografikus adathalmaz gyakorlati előállításának nehézségei miatt, ezeket egy mesterségesen előállított szimulált adathalmazon tanították be [20]. A tanításra használt adathalmaz előállításához $N_z \times N_y$ méretű bináris képeket generáltak, melyek a vizsgált anyag hosszanti síkmet-szeteit reprezentálták. Az anyagban megtalálható hibák különböző méretű négyzetek voltak, amelyeket 1-es értékkel jelöltek a bináris képeken. A végső adathalmaz 10 000 különböző mintából állt, melyek legfeljebb öt darab kettő és hat pixel közötti szélességű négyzet alakú anyaghibát tartalmaztak. Ezeket felfoghatjuk úgy, mint a 2.1-es ábrán illusztrált háromdimenziós vizsgált objektum egyes szeletei, melyekre kétdimenziós rekonstrukciót alkalmazunk.

A véletlen helyzetű, alakú és méretű defekteket tartalmazó bináris képek szolgáltak a meghatározandó belső szerkezetet leíró célképekként. A termografikus képrekonstrukcióban használt bemeneti adatok előállításához a (2.2)-ben leírt hőegyenletet felhasználva állították elő a célképeknek megfelelő időbeli hőmérsékletváltozást ábrázoló képeket.

A hibrid neurális háló tanításához szükséges virtuális hullámokat a felszíni hőképekből határozták meg. Legelső lépésben alávetették ezen képeket egy inverz Abel transzformációs lépésnek, melynek segítségével a ritkaság mellett a mérések nem-negativitását is ki lehet használni. Az Abel transzformáció alkalmazása kísérletileg igazoltan javította a később előállított virtuális hullámok minőségét [39]. A virtuális hullámok tényleges meghatározását az alternating direction method of multipliers (ADMM) numerikus algoritmussal végezték, melyet a (2.9) egyenlettel leírt regularizációs probléma megoldásának numerikus közelítésére használtak, ahol ez esetben $\mathbf{R}$ az Abel transzformációs mátrixot jelöli.

A tanításhoz használt adathalmaz mintánként három 256x64-es felbontású képből állt: az időbeli hőmérsékletváltozások, a virtuális hullámok, és belső szerkezetet leíró kezdeti hőmérsékleteloszlás célképek. A 10 000 generált mintához különböző intenzitású zajt társítottak, amely során tíz különböző változat jött létre minden mintából -20 dB és 70 dB közötti, 10 dB-enként változó jel/zaj (SNR) arányokkal. A különböző szintű zaj hozzárendelése a neurális hálók tanítására használt adathalmazokhoz egy olyan adat-augmentációs módszer, amely a végső betanított háló robusztusságához járul hozzá. Ez azért fontos, hogy a betanított modellt függetlenítsük a gyakorlatban használt mérési eszközök különböző konfigurációitól. Továbbá, ugyanazon minta különböző változatainak megléte a betanított modellek részletesebb teljesítményelemzését teszi lehetővé, hiszen így különböző zajszintekre bontott vizsgálatok elvégzése is lehetségessé válik.

A különböző zajszinteket tartalmazó adathalmaz végül 100 000 képet tartalmazott, amely az e2e és hibrid módszerek tanításának különböző stádiumai szerint tanítási, validációs és tesztelési adathalmazokra lett szétosztva. A két neurális háló tanítására használt adathalmaz 8 000 mintát tartalmazott, melynek mindegyikéből a tíz különböző SNR érték miatt tíz különböző zajszintű változat létezett. Így a tanításra használt adathalmaz 80 000 képből állt. A megmaradt 2 000 mintát fele-fele arányban validációra, illetve tesztelésre használták. A különböző zajszintek miatt a validációs és tesztelési adathalmazok 10 000 - 10 000 mintát tartalmaztak. A validációra használt adatokkal a gépi tanuló modellek a tanítási folyamat közben találkoztak, ugyanis ezeket a hálóarchitektúra finomítására és a hiperparaméterek finomhangolá-

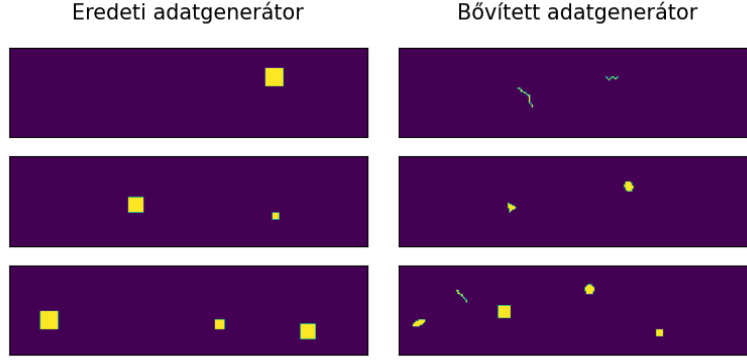
sára használták. A teszthalmaz a tanító és validációs halmaztól különböző képeket tartalmazott, és a teszteléshez használt képeket a tanítás egyetlen fázisában sem használták.

3.1.2. Saját eredmények

Csupán négyzet alakú hibákat tartalmazó adathalmazon való tanítás után, az end-to-end és hibrid adatvezérelt algoritmusok eredményei számottevően jobbak voltak, mint a csak numerikus módszerekre támaszkodó vetélytársaiké. Mindkét megközelítés képes volt valódi mérési adatok esetén is egy megfelelő képrekonstrukciót elvégezni annak ellenére, hogy a hálók csak mesterségesen szimulált adatokon tudtak tanulni. Ugyan ezek négyzet alakú hibákat tartalmazó adatokra tanulták meg a roncsolásmentes anyagvizsgálat feladatának megoldását, relatíve jól felismerték a valódi mérésekből származó kör alakú hibák helyzetét is [20]. Azonban a rekonstrukció eredménye korán sem volt tökéletes. Ezen modellek képesek voltak egy bizonyos szintű absztrakciós intuíció elsajátítására a tanulás során, az eredmények kiértékelésében viszont egyértelmű volt, hogy van hova fejlődniük. A képrekonstrukciós képességeik korlátozottsága különösen olyan esetekben volt egyértelmű, amikor a vizsgált objektum el volt forgatva a mérési tengelyhez képest. A defektek helyzetével ellentétben, azok alakjának pontos meghatározására egyik neurális háló sem volt képes, minden anyaghibát négyzet alakúnak feltételeztek.

A TDK dolgozatban az alakfelismerés pontosítása érdekében növeltük a tanító halmaz változatosságát. Ezt az adatgenerátor kibővítésével próbáltuk elérni, melyben több különböző alakú anyaghiba szimulálását implementáltuk. Ezáltal képesek vagyunk egy változatosabb mesterséges adathalmaz létrehozására, amely a négyzet alakú hibák mellett, különböző méretű kör- és sokszög alakú hibákat, illetve véletlenszerű repedéseket is tartalmaz. A különböző pontszerű defektek mellett, a vonalszerű repedések is gyakran előfordulnak a gyakorlatban [40]. Az eredeti és a kibővített adatgenerátor által előállított képeket a 3.1-es ábrán hasonlítjuk össze.

A dolgozatban bemutatott hálók tanításához létrehozunk egy új adatbázist, melyben nemcsak négyzet alakú anyaghibák, hanem további pontszerű (kör, sokszög stb.) és vonalszerű (pl. szimulált repedések) defektek is megtalálhatók. Az új adathalmaz mérete és előállítási módja követi a [20]-ban publikált megközelítéseket, azaz ahhoz hasonlóan 10 000 különböző képet generáltunk az eredeti 10 különböző zajszinttel. Az időbeli hőmérsékletváltozások és virtuális hullámok az eredeti adatgenerátorban használt módszerekkel lettek meghatározva az új képekre is. A TDK dolgozatom első



3.1. ábra. Az eredeti és kibővített adatgenerátor által előállított anyaghibákat tartalmazó képek összehasonlítása. Az eredetileg létrehozott képekben minden defekt négyzet alakú volt, az adatgenerátor bővítésével viszont más pontszerű (ellipszisek, poligonok) és vonalszerű (repedések) anyaghibák előállítása is lehetséges.

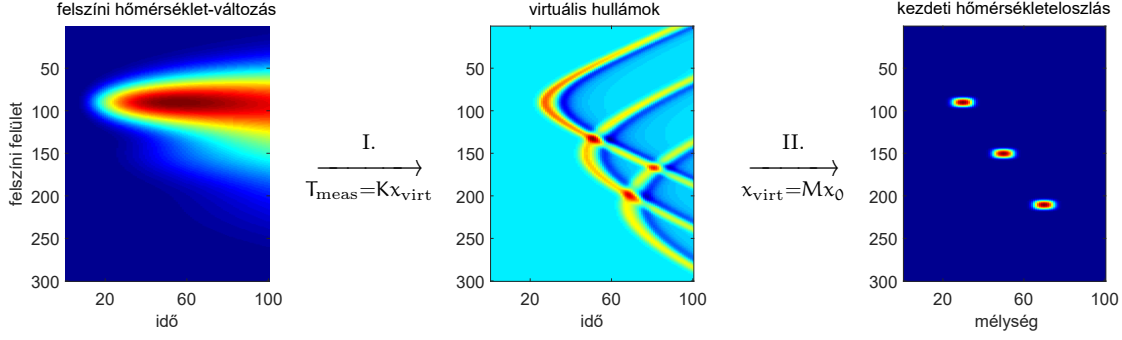
önálló eredménye egy, a [20]-ban bemutatott adathalmazhoz hasonló új adatbázis generálása, amely lényegesen változatosabb anyaghibákat tartalmaz. Ez felhasználható az e2e és hibrid modellek újratanítására is.

3.2. FISTA-Net

3.2.1. Hibrid tanítás

Az adatvezérelt gépi tanuló algoritmusok esetében, az időbeli hőmérsékletváltozásokból tanuló end-to-end módszereknel jobb minőségű képrekonstrukciót érnek el az olyan hibrid megközelítések, melyeknek bemenete a hőmérsékletképekből előállított virtuális hullámok [20]. Amint azt a 3.2 ábra mutatja, a hibrid adatvezérelt megközelítés lényegében két jól elkülöníthető lépésből áll: az első a virtuális hullámok előállítása, a második pedig a kezdeti hőmérséklet eloszlás rekonstrukciója ezek segítségével. Az első lépéshez [20]-ban egy numerikus regularizációs módszert, az ADMM-et használták, amelynek kimenete a második lépésben alkalmazott algoritmusok bemenete. Az e2e algoritmus közvetlenül a felszíni hőképeken tanul, és nem tartalmazza a virtuális hullámok előállításának köztes lépését. Emiatt, a hibrid megközelítésnél egy bonyolultabb problémát kell megoldania az e2e algoritmusnak. Ezért a dolgozat hátralévő részében csak a VWC alapú hibrid megközelítéssel foglalkozunk.

A hibrid módszer második rekonstrukciós lépése egy rosszul kondicionált inverz probléma megoldását takarja, amely különösen kényes a bemeneti adatok pontosságá-



3.2. ábra. A hibrid VWC módszer két különálló lépésének ábrázolása. Első lépésben a felszíni hőmérsékletből előállítja a virtuális hullámokat, majd ezek alapján következtet a kezdeti hőmérséklet eloszlásra, és ezáltal a vizsgált anyag belső szerkezetére. Mindkét lépés egy ritka rosszul kondicionált inverz probléma megoldását takarja. A második rekonstrukciós lépésben M a virtuális hullámok terjedését leíró lineáris transzformációs mátrix, és x_0 a (2.2)-es hullámegyenletbe helyettesített T_0 kezdeti hőmérsékleteloszlás vektorizált változata.

ra [5]. Akárcsak az első lépést, a keresztmetszeti képek rekonstrukcióját is végezhetjük modell- és adatvezérelt módszerekkel. Ehhez a [20]-as cikkben a virtuális hullámok frekvenciatérbeli szűrését/fókuszálását (FKMIG) megvalósító numerikus algoritmusokat használtak. Azonban a kísérletek azt mutatják, hogy az adatvezérelt megközelítések teljesítménye messze meghaladja a modellvezérelteket.

Az első lépésben meghatározott virtuális hullámok minősége nagy hatással van a második lépésben végzett rekonstrukció minőségére, és ezáltal a hibrid megközelítés végeredményére is. Mivel a virtuális hullámok előállításának transzformációs lépése is egy rosszul kondicionált inverz probléma megoldását takarja, ez is kifejezetten perturbációérzékeny. Emiatt viszonylag könnyen keletkeznek hibák a kiszámolt virtuális hullámokban, amik viszont a második rosszul kondicionált feladat miatt még hangsúlyosabbak lesznek a végeredményben.

A hibrid módszer implementációjában használt ADMM algoritmus magas jel/zaj arány esetén képes a virtuális hullámok pontos meghatározására. Alacsony SNR értékek esetén viszont, az ADMM által becsült virtuális hullámok pontossága, és ezáltal a képrekonstrukció minősége is erősen romlik [20]. Ezen probléma kiküszöbölése érdekében kezdtünk el a numerikusan közelített virtuális hullámok tisztításával foglalkozni, melyhez a FISTA-Net nevű adatvezérelt neurális hálót használtuk. Ez egy új megközelítés a témában, melyet már sikeresen alkalmaztak hasonló feladatok megoldására [28].

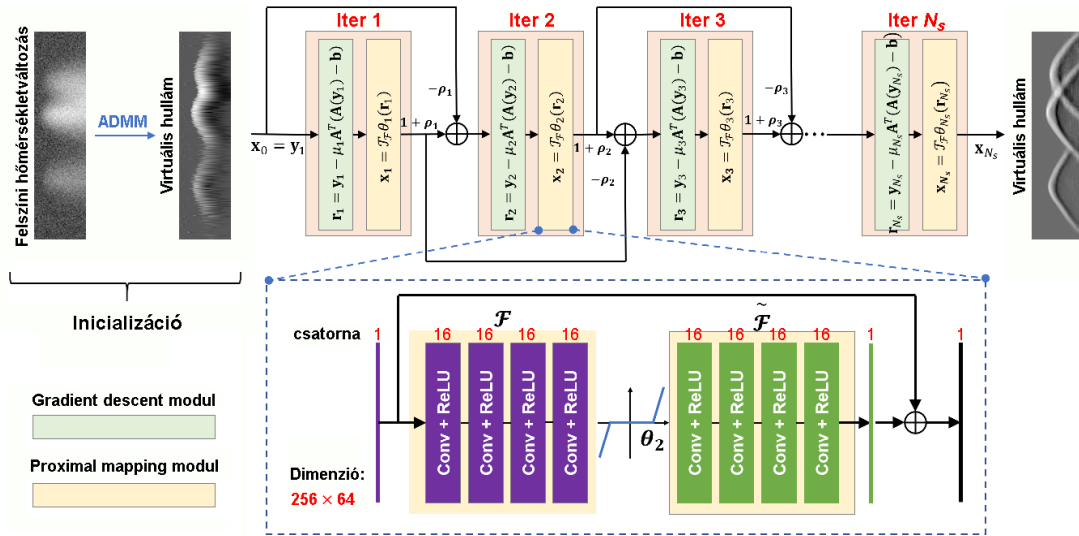
3.2.2. Háló felépítése

A FISTA-Net egy modellvezérelt mély neurális háló, amely egy numerikus algoritmus iterációs lépéseit fejtí rétegekbe, egyidejűleg kihasználva ezáltal a modellvezérelt megközelítések eredményeinek értelmezhetőségét és az adatvezérelt neurális hálók hatékony regularizációs képességét. A FISTA-Net neurális háló struktúrája a Fast Iterative Shrinkage/Thresholding Algorithm (FISTA) numerikus algoritmus [27] felépítését követi, amely az ADMM-hez hasonlóan rosszul kondicionált ritka inverz problémák megoldására használható. Ezt a viszonylag új megközelítést már sikeresen alkalmazták különböző képfeldolgozási feladatok megoldására például az elektromágneses tomográfiában (EMT), vagy a Röntgen-sugaras komputertomográfiában (CT). A kedvezőbb általánosítási képességeinek köszönhetően, ezekben a feladatokban a FISTA-Net jobb eredményt ért el, mint más korszerű adatvezérelt megközelítések [28].

Az ADMM és FISTA numerikus algoritmusokhoz hasonlóan, a FISTA-Net is a (2.5) egyenletben leírt inverz probléma megoldására alkalmas módszer, mely a ritkaságra vonatkozó (2.7)-es regularizációs feltételeket is tartalmazza. A numerikus módszerekben az adott feladat megoldásának közelítése iterációs lépések sorozataként áll elő, a módszer paramétereit pedig a felhasználónak kell beállítania, ami általában tapasztalati úton történik. Például a (2.8)-(2.9) egyenletek λ regularizációs paraméterét a zajszinttől függően kell megállapítani, ami kisméretű együttható mátrix esetén automatizálható például a 2.3.2-ben említett L-curve módszerrel. Nagyméretű együtthatómátrix esetén a λ paraméter optimalizálása már nehéz feladat, amire megoldást nyújthatnak a FISTA-Net-hez hasonló modellvezérelt neurális hálóarchitektúrák. További előny, hogy a numerikus regularizációs módszerekkel ellentétben λ nemcsak egyetlen értéket vehet fel, hanem rétegenként/iterációnként megtanulható a λ paraméter optimális értéke.

A [28]-as cikkhez hasonlóan, a FISTA-Net bemeneteként a virtuális hullámok egy kezdeti közelítését adjuk meg, amelyet a [20] alapján az ADMM algoritmussal állítunk elő. A virtuális hullámok teljes előállítás helyett, a FISTA-Net feladata így a kezdeti közelítések javítására korlátozódik, ami lényegesen egyszerűbb az előbbinél. Annak érdekében, hogy a FISTA-Net minél több információval rendelkezzen, a kezdeti közelítés mellett a felszíni hőmérsékletváltozást is megadjuk ennek bemeneteként. A neurális háló felépítését, bemenetét és elvárt kimenetét szemlélteti a 3.3-as ábra.

A FISTA-Net adatvezérelt módon tanulja meg az iterációs lépések feladat specifikus optimalizálását. Ennek elérése érdekében a numerikus lépéseket kifejtő neurális háló az optimalizáció paramétereit tanulja meg. A második rekonstrukciós lépéshez



3.3. ábra. A virtuális hullámok előállítására használt FISTA-Net neurális háló architektúrája N_s darab iterációs réteggel. A FISTA-Net iterációs rétegei három részből tevődnek össze: egy gradient descent modul, egy proximal mapping modul és végül egy kétlépcsős súlyfrissítés.

hasonlóan, a virtuális hullámok előállítása is egy regressziós illesztési feladat, azaz a klasszifikációval ellentétben, a háló kimenete (a kép pixeleinek értéke) folytonos. A FISTA-Net felépítését a 3.3-as ábra illusztrálja. A háló különböző gradient descent, proximal mapping és momentum modulok sorozatából épül fel, viszont az ezek paraméterezésére szolgáló $\mu^{(k)}$ lépéskösz, $\theta^{(k)}$ küszöbölési érték és $\rho^{(k)}$ momentum skála is tanulható paraméter, ahol $k = 1, \dots, N_s$. A manuális beállítást igénylő hiperparaméterek csupán a párhuzamosan egyszerre feldolgozható tanulási adatok száma (batch size), a konvolúciós lépésben felhasznált filterek mérete és a neurális háló rétegeinek száma, melyek a háló paramétereinek számát határozzák meg.

Más konvencionális neurális hálókkal ellentétben, a FISTA-Net-ben egy összetett loss függvényt minimalizálnak. A háló kimenetének hasonlóságát az elvárt, ún. ground truth adatokhoz a kettő közötti átlagos négyzetes hibával (mean squared error - MSE) mérik. Emellett a loss érték a ritkaságra vonatkozó regularizációs feltételét és a háló kimenetének szimmetriáját is magában foglalja. A teljes $\mathcal{L}_{\text{total}}$ loss érték így e három komponens súlyozott összegeként tevődik össze:

$$\mathcal{L}_{\text{total}} = \mathcal{L}_{\text{mse}} + \lambda_1 \mathcal{L}_{\text{sym}} + \lambda_2 \mathcal{L}_{\text{spa}}, \quad (3.1)$$

ahol $\mathcal{L}_{\text{mse}}$ a kimenet és ground truth közötti átlagos négyzetes hiba, $\mathcal{L}_{\text{sym}}$ és $\mathcal{L}_{\text{spa}}$ a kimenet szimmetriáját, illetve ritkaságát jellemző értékek, λ_1 és λ_2 pedig a megfelelő

súlyértékek. A loss függvény ezen megfogalmazása a virtuális hullámok javításának feladatára is jól alkalmazható, hiszen ezek akusztikus hullámokként szimmetrikusak, és az Abel térben ritkák is.

Az $\mathcal{L}_{\text{total}}$ teljes loss érték $\mathcal{L}_{\text{sym}}$ és $\mathcal{L}_{\text{spa}}$ tagjait a következőképpen definiáljuk:

$$\mathcal{L}_{\text{sym}} = \sum_{k=1}^{N_s} \left\| \tilde{\mathcal{F}}(\mathcal{F}(\mathbf{r}^{(k)})) - \mathbf{r}^{(k)} \right\|_2^2, \quad (3.2)$$

$$\mathcal{L}_{\text{spa}} = \sum_{k=1}^{N_s} \left\| \mathcal{F}(\mathbf{r}^{(k)}) \right\|_1, \quad (3.3)$$

ahol $\mathcal{F}$ és $\tilde{\mathcal{F}}$ a 3.3-as ábrán látható konvolúciós blokkokat jelölik, $\mathbf{r}^{(k)}$ pedig a k -adik réteg részeredménye. Az $\mathcal{L}_{\text{spa}}$ taggal a részeredmények nullától különböző elemeinek számát büntetjük az $\mathcal{F}$ konvolúciós blokk képterében, ami a ritkaság plusz feltételének felel meg. A tanítás során tehát olyan $\mathcal{F}$ transzformáció megtalálása a cél mely $\mathbf{r}^{(k)}$ -t ritkává teszi. Ezen kívül azt szeretnénk, ha az $\mathcal{F}$ transzformáció invertálható lenne és egyúttal $\mathcal{F}^{-1} \approx \tilde{\mathcal{F}}$ is teljesülne. Ennek a feltételnek a megsértését a $\mathcal{L}_{\text{sym}}$ szimmetria taggal büntetjük.

Az $\mathcal{F}$ konvolúciós blokk tulajdonképpen a (2.8) egyenletben leírt regressziós lépés F transzformációjának megfelelője az adatvezérelt megközelítésben. Mindkettőnek szerepe a részeredmények olyan térbe történő transzformációja, melyben ezek ritkává válnak. A kettő közti lényeges különbség abban rejlik meg, hogy amíg az F egy lineáris transzformációt ír le, az $\mathcal{F}$ egy nem lineáris függvényként fogható fel. Ebben mutatkozik meg az adatvezérelt megközelítések egy nagy előnye a modellvezéreltekkel szemben, mivel ezek teljesítménye nincs egyszerű lineáris transzformációk használatára korlátozva.

Ahogy azt az end-to-end és hibrid képrekonstrukciós módszerek összehasonlítása is mutatta [20], a megoldandó inverz probléma újrafogalmazása által jobb eredményeket érhetünk el a tisztán numerikus megoldásokkal szemben. A feladat megfelelő újrafogalmazása által a hibrid megközelítésekben tanított neurális hálók már a tanítási folyamat kezdete előtt rendelkeznek egy bizonyos tudással a megoldandó probléma szabályrendszerét tekintve. Ez a tulajdonság a FISTA-Net esetében is fennáll, amely a virtuális hullámok előállításában nem kizárólag a tanító adatokra támaszkodik, hanem a rekonstrukciót modellező lineáris inverzproblémát is beépíti a hálóba azáltal, hogy a FISTA numerikus algoritmus iteratív lépéseit rétegekbe fejtí, amik saját tanulható paraméterekkel rendelkeznek.

3.2.3. Eredmények

A modellvezérelt numerikus közelítő algoritmusok és az adatvezérelt gépi tanuló algoritmusok előnyeit ötvöző FISTA-Net ígéretes módszernek tűnik a VWC roncsolásmentes anyagvizsgálati módszerben előállított virtuális hullámok minőségének javítására. Ugyan a FISTA-Net-et eredetileg orvosi képfeldolgozási feladatokra (pl. CT képrekonstrukció) dolgozták ki, érdemes megvizsgálni a hatékonyságát a termografikus képalkotásban felmerülő inverz problémák megoldásában is.

A módszer működésének megértését és az implementációval történő ismerkedést követően, a legelső lépés a roncsolásmentes anyagvizsgálatban használt termografikus adatok generálása volt, amelyet a FISTA-Net tanítására megfelelően fel tudunk használni. Felügyelt tanítást végzünk, amihez szükség volt az időbeli hőmérsékletképekre és az ADMM által előállított virtuális hullámokra is. Továbbá, a betanított háló eredményeinek elemzéséhez, vagyis a loss érték kiszámításához, a virtuális hullámok elvárt alakját, a ground truth adatokat is generálnunk kellett. Az utóbbi egyértelműen meghatározható az anyag belső szerkezetének ismeretében [18].

A FISTA-Net-ben használt Rectified Linear Unit (ReLU) aktivációs függvény a bemeneti képekben található negatív értékeket eldobja, nullára állítja. Emiatt a célképeken sem fordulhatnak elő nullánál kisebb értékek. Ezért a háló kimenetének és a célképeknek az összehasonlítását is az Abel térben végeztük, amihez a ground truth virtuális hullám képeket a (2.9)-ben említett $\mathbf{R}$ Abel mátrixszal transzformáltuk. Ezzel lehetővé tettük a FISTA-Net termografikus képrekonstrukciós alkalmazását, és egyúttal a ritkaság és nemnegativitás plusz feltételeit is kihasználhatjuk a tanítás során.

Egy másik probléma, ami az adatok generálása során felmerült, az a véletlenszerűen generált anyaghibák helyzetéből adódott. Az adatgenerálás során a hővezetési probléma egyszerűsítése érdekében a (2.1) egyenleteket adiabatikus peremfeltételek mellett oldottuk meg, vagyis nem engedjük meg a hő ki- és beáramlását az anyagból, illetve anyagba. Az időbeli hőváltozás szimulálása viszont nem működött megfelelően olyan esetekben, amikor a szimulált defektek a vizsgált anyag felszínén jelennek meg. Emiatt egy megkötés hozzáadásával egészítettük ki a különböző alakú adatok generálását, amely nem engedte meg a hibák felszínhez közeli helyzetét. A FISTA-Net tanításához megfelelő méretű adathalmaz létrehozása időben költséges folyamat, amely eredményeképp az adathalmaz generálását több különböző számítógépen kellett elvégeznünk, majd ezeket egységesítenünk is kellett. Mivel a végső adathalmaz tárhelyigénye a 100 gigabájtot is meghaladta, az utóbbi lépés sem volt triviális.

A tanítóhalmaz elkészítése után a konkrét FISTA-Net implementáció átalakításával kezdtünk foglalkozni. Legelső lépésben helyettesítenünk kellett az eredeti egészségügyi inverz problémákban használt együtthatómátrixot a (2.6) egyenletben szereplő K mátrixszal. Az eredeti FISTA-Net implementáció inicializációs lépésében többek között egy Laplace mátrixszal történő szorzást is használtak a kezdeti közelítés előállítására, ami az ADMM alkalmazása miatt szükségtelen volt a mi esetünkben. Emellett az egészségügyi adatok feldolgozásához egy kör alakú maszk mátrixot is alkalmaztak az eredeti cikkben [28], melynek segítségével a négyzet alakú képek széleit takarták le. Ezekre a transzformációkra a termografikus képrekonstrukcióban nem volt szükségünk, ezért ennek megfelelően eltávolítottuk az eredeti implementációból. Továbbá, a szimulált termografikus adatokat is át kellett méreteznünk, hogy ezek kompatibilisek legyenek a rétegekben kifejtett iterációs lépések mátrixszorzásaival.

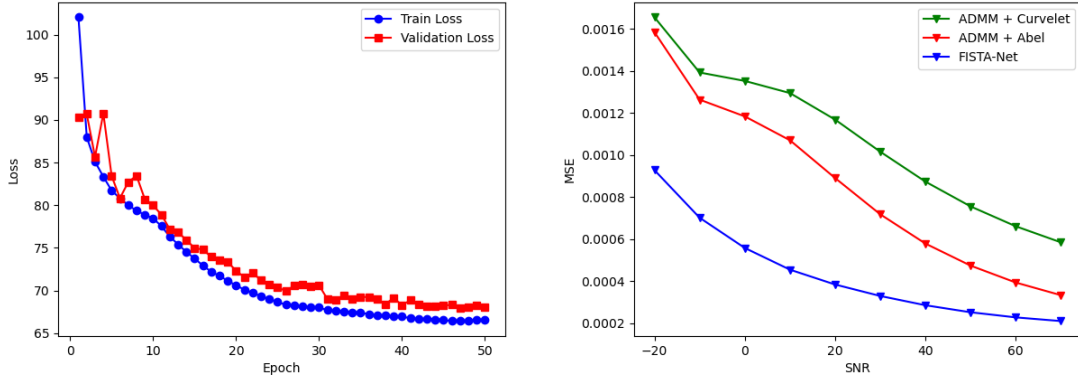
A neurális háló megfelelő tanítása érdekében implementálnunk kellett olyan funkcionalitásokat is, amelyek az eredeti kódbázisból hiányoztak. Mivel a háló tanítására a FISTA-Net eredeti implementációjánál [28] számottevően nagyobb méretű adathalmazt használtunk, az eredeti implementációval képtelenek voltunk elindítani a tanítási folyamatot. Ennek oka az volt, hogy a tanítási adatokat egyidőben töltötték be a memóriába, ami az általunk generált adatmennyiség esetében nem volt megvalósítható. Emiatt implementáltunk egy lusta adatbetöltési stratégiát, melynek során a tanítással együtt haladva, dinamikusan olvassuk be az adatokat. Amint ez az új funkcionalitás az elvárt módon működött, képesek voltunk megfelelően elindítani a tanítási folyamatot.

Megjegyezzük, hogy az eredeti [28] implementáció nem tartalmazott validációs fázist. A hiperparaméterek megfelelő finomhangolása és a tanulási folyamat felülvizsgálata érdekében viszont, ezt is kénytelenek voltunk megvalósítani. Ennek köszönhetően, a validáció rávilágított a tanítási folyamatnak egy másik súlyos hibájára, amely a tanulási ráta gyors csökkentése által teljesen lehetetlenné teszi a modell betanítását egy nagyméretű adathalmaz esetén. A modell tanulási folyamatának konvergenciája elősegíthető a tanítási ráta csökkentésével. A FISTA-Net tanítása során felmerült probléma az volt, hogy a tanítási rátát nem egy vagy néhány tanítási egységenként (epoch), hanem kötegenként (batch) csökkentették. Mivel nagyméretű adathalmazok esetén sok batch feldolgozása jelenti egy teljes epoch végrehajtását, a tanulási rátánk már az első epoch után nagyon alacsony értéket vett fel, teljesen lehetetlenné téve ezáltal a továbbtanulást. Emiatt szükségünk volt egy olyan rendszer implementálására, melynek segítségével szabályozni tudtuk a tanulási ráta csökkenésének mértékét és idejét.

A FISTA-Net tanítását eredetileg négy NVIDIA GeForce RTX 2080Ti videokártyán hajtották végre. Mivel a virtuális hullámok javítására való tanítás során számítási kapacitásban és GPU memória méretben számottevően korlátozottabb rendszerhez férünk hozzá, és a tanításra használt adathalmazunk is jelentősen nagyobb volt, a tanítás végrehajtása lényegesen több időt vett volna igénybe. A tanítási folyamat gyorsítása érdekében, több szempontból is sikerült optimalizálnunk az eredeti forráskódot. Ahhoz, hogy minél több képet tudjunk egyszerre feldolgozni, csökkentenünk kellett a videokártyára feltöltött mátrixok méretét. Empirikus vizsgálataink során kiderült, hogy a $\mathbf{K} \in \mathbb{R}^{N_t \times N_t}$ mátrix és az elvárt virtuális hullámok teljes betöltésére nincs szükség, hiszen a virtuális hullámok N_z mélységi felbontása a mátrixszorzásokat a $\mathbf{K}$ első $N_z \leq N_t$ sorára korlátozza. Ezen kívül csökkentettük a generált hőmérsékletképek időbeli felbontásának N_t méretét, és ezáltal az ADMM által számolt virtuális hullámokét is. Ezek után teszteltük a tanítási folyamatot különböző batch méret, filter méret és rétegszám beállításokkal, ameddig sikeresen meg nem határoztuk a maximálisan tanítható neurális háló méretét.

A FISTA-Net tanításához szükséges adathalmaz létrehozásához az új, több különböző alakú és típusú (pont és vonalszerű) anyaghibát előállító adatgenerátort használtuk. Az adathalmaz mérete és felosztása az e2e és hibrid képrekonstrukciós módszerek [20] tanítására használt adathalmazéhoz hasonló. A teljes adathalmaz 100 000 képből áll, amely 10 000 különböző mintát tartalmaz 10 különböző szintű zaj mellett -20 dB és 70 dB között. Az adathalmazból 8 000 mintához tartozó 80 000 képet használtunk fel tanításra, és a maradék 2 000 mintához tartozó 20 000 képet fele-fele arányban validációra és tesztelésre.

A neurális háló végső kiegészített és adaptált változatát egyetlen egy NVIDIA GeForce TITAN Xp videokártyán tanítottuk be. Az általunk optimálisnak vélt hálóparaméterek ezen GPU maximális kihasználására a következők: négy réteggel rendelkező háló, a batch-ek mérete 10, és a 2D-s konvolúciós operátorok bemenő/kimenő csatornáinak száma 16. A tanulási ráta kezdeti értéke 0.1 volt. Ezt epochonként lineárisan csökkentettük az első 25 epochban, majd ezután ugyanazt a csökkentést minden ötödik epochban hajtottuk végre. A modell tanítási teljesítményét mérő loss értéknek az eredeti implementációban használt négyzetes hibát használtuk, súlyozottan ötvözve ezt a ritkaság és szimmetria loss értékekkel. Amint azt a 3.4 ábra bal oldala mutatja, a tanítási és validációs hibák egyidejűleg csökkennek, 31 epoch után viszont már relatíve kis mértékben változnak. Ezért a későbbi fejezetekben a tesztelés során a 31. epochban előállt mélyháló modell tulajdonságait fogjuk elemezni.



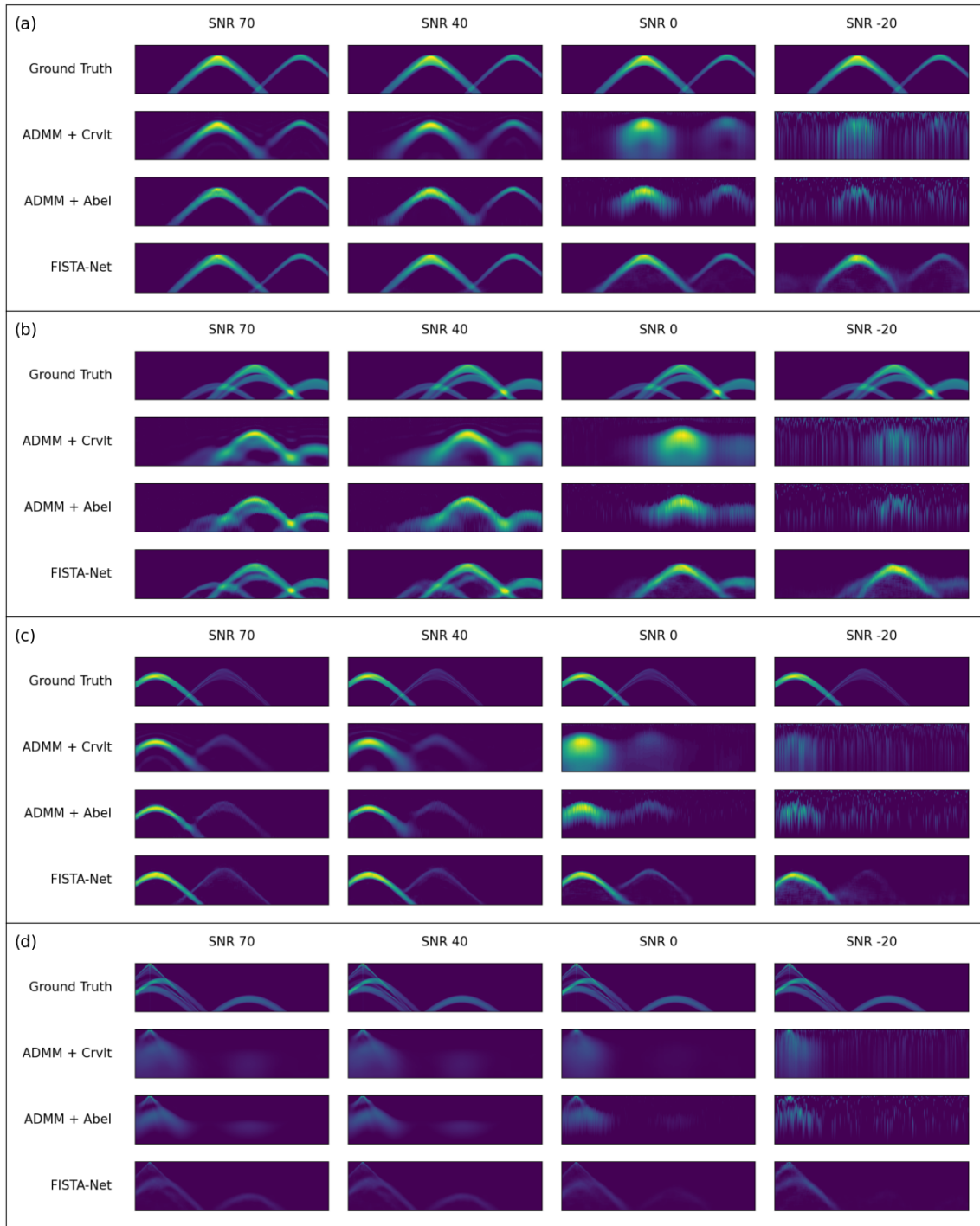
3.4. ábra. A módosított FISTA-Net neurális háló eredményei a VWC módszerben számolt virtuális hullámok tisztításában. A bal oldali ábrán az átlagos tanítási és validációs hibák láthatók epochokra lebontva. Az itt ábrázolt loss értékek a (3.1) egyenlettel leírt $\mathcal{L}_{\text{total}}$ súlyozott összetett loss értékeket takarják. A jobb oldali ábra a FISTA-Net és ADMM megközelítések tesztalmazon kiértékelt eredményeinek összehasonlítását tartalmazza 31. tanítási epoch után. Az ADMM algoritmust Abel- és Curvelet transzformációkra is kiértékeltük. Itt a virtuális hullámok átlagos négyzetes hibáját jelenítettük meg a generált adatokban használt tíz különböző SNR értékre lebontva.

3.3. Numerikus tesztek

3.3.1. Virtuális hullámok előállítása

A betanított FISTA-Net neurális háló képességeinek megfelelő elemzése érdekében, több szempontból összehasonlítottuk ennek teljesítményét az eddig használt ADMM numerikus algoritmus teljesítményével a virtuális hullámok előállításában. A vizsgálatok megfelelő részletessége érdekében, az ADMM-et a (2.8)-(2.9) egyenletekben leírt analitikus és szintetikus regularizációs modellek alapján elemezzük. Ekkor a (2.8) egyenletben F a Curvelet transzformációt, míg (2.9)-ben S az Abel transzformáció inverzét jelöli. A FISTA-Net teljesítményét a következőkben a Curvelet- és Abel transzformációs ADMM numerikus algoritmus teljesítményével párhuzamosan vetjük össze. Az elemzés a generált adathalmaz azon tizedére lett végrehajtva, amely tesztelés céljából lett létrehozva, ezáltal olyan adatokra elemeztük a megközelítések teljesítményét, amely a FISTA-Net neurális háló számára ismeretlen volt.

A FISTA-Net tanítása több héten keresztül zajlott, miközben folyamatosan figyelemmel tartottuk a tanítási és validációs halmaz *loss* költségfüggvényét. Végül 50 epoch után leállítottuk a tanulási folyamatot, mivel az ezt megelőző utolsó néhány



3.5. ábra. A Curvelet (F), illetve Abel (S) transzformációs ADMM numerikus algoritmus és az adatvezérelt FISTA-Net megközelítések által generált virtuális hullámok összehasonlítása az elvárt virtuális hullámokkal különböző zajszintek mellett 31 tanítási epoch után.

epochban nem mutatkozott számottevő javulás az említett loss függvény értékeiben. Amint azt a 3.4-es ábrán láthatjuk, az első néhány epochban jelentősen javul a háló teljesítménye úgy a tanítási, mint a validációs adathalmazra. A tanulás folyamata 25 epoch után kezd jelentősen lassulni, 30 epoch után pedig a validációs és tanítási hibák már alig csökkennek. A fontosabb tényező a tanítási folyamat leállításánál a validációs adathalmazon kiértékelt loss érték volt, hiszen ez az adathalmaz tartalmazta a háló számára ismeretlen adatokat. Ennek alapján a 31-edik tanítási epoch után kapott FISTA-Net modellt használtuk a következőkben bemutatott elemzések elvégzésére, mivel a 30-adik epoch utáni hirtelen javulást követően, a validációs loss értékek alig változtak.

A FISTA-Net teljesítményét a különböző (F és S) transzformációkkal alkalmazott ADMM algoritmussal szemben a 3.4-es ábra bal oldala illusztrálja különböző zajszintű adatokra nézve. Itt a különböző megközelítések által előállított és az elvárt (ground truth) virtuális hullámok közötti hasonlóságot vizsgáltuk, melyet a kettő közti abszolút eltéréssel ábrázoltunk. A különböző zajszintű adatokra számolt hibaértékeket tekintve láthatjuk, hogy a FISTA-Net neurális háló minden SNR értékre képes az ADMM által generált virtuális hullámok minőségének javítására. Ugyan van különbség a két megközelítés által elért loss értékek között nagy SNR értékekre is, a jól látható különbségek ezek között alacsonyabb jel/zaj arány mellett lesznek egyértelműek. A mérési adatokban lévő zaj növelésével az ADMM teljesítménye gyorsan romlik, a FISTA-Net viszont képes magas zajszintek mellett is viszonylag jól teljesíteni.

A két megközelítés teljesítménye közötti tényleges különbség a 3.5-ös ábra elemzése során válik világossá. Ezen az ábrán láthatjuk a két módszer által előállított virtuális hullámokat azok elvárt alakjukkal összehasonlítva. A 3.4-es ábrában látottakat igazolva, most egyértelműen láthatjuk az előállított virtuális hullámokban látható különbségeket. Magas SNR értékek esetén mindkét megközelítés az elvártakhoz hasonló virtuális hullámokat produkál, a jel/zaj arány csökkenésével viszont, egyértelműen látszik a FISTA-Net bevezetésének nagy előnye. Az ADMM magas zajszint mellett egyáltalán nem képes a virtuális hullámok előállítására, az ez által szolgáltatott kiemenetben a hullámok mintha függőleges vonalakra lennének bontva. Az adatvezérelt FISTA-Net neurális háló viszont képes az ADMM által előállított virtuális hullámok látható javítására, megtartva ezek tényleges alakját magas zajszintek esetén is. Ez azért van mert az ADMM és az ehhez hasonló numerikus megközelítések a megoldás kép (mátrix) oszlopait állítják elő. Az oszlopok közötti összefüggések ebben az esetben nincsenek figyelembe véve, míg a FISTA-Net-es megközelítésben a háló 2D-s konvolúciós rétegeinek köszönhetően igen. Továbbá, ha a 40 és 70 SNR értékekhez

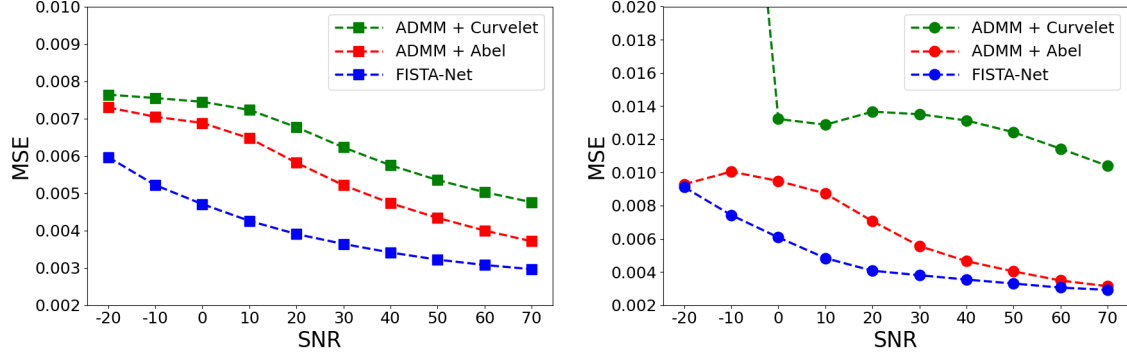
tartozó virtuális hullám közelítéseket tekintjük a 3.5-ös ábrán, észrevehetjük, hogy az ADMM-mel ellentétben, a FISTA-Net képes az egymáshoz közel, akár közvetlenül egymás alatt elhelyezkedő virtuális hullámok különválasztására is. Ez főleg a (b) és (d) mintákon látszik, ahol az ADMM még 70-es jel/zaj arány esetén sem képes az egymás alatti virtuális hullámok elkülönítésére. Ugyanezek a képek jól észrevehető az is, hogy a FISTA-Net a mélyen elhelyezkedő hiperbolákat is rekonstruálja, míg az ADMM-mel számolt virtuális hullámok alakja csak nehezen kivehető.

3.3.2. Kezdeti hőmérsékleteloszlás rekonstrukciója

A különböző módszerek által előállított virtuális hullámok valódi haszna a VWC módszer esetén abban rejlik, hogy a második rekonstrukciós lépés javításához megfelelően hozzájáruljanak. A virtuális hullámok előállítására használt modell-, illetve adatvezérelt megközelítések közti valós teljesítménykülönbség a képrekonstrukciós lépésben válik világossá. Az előbbieken elemzett tesztadatokból számolt virtuális hullámokat, melyeket rendre a Curvelet- és Abel transzformációs ADMM és FISTA-Net algoritmusokkal állítottunk elő, felhasználtuk a VWC második rekonstrukciós lépésében is. Az előzőleg vizsgált virtuális hullámokhoz hasonlóan, a célunk ebben az esetben is a FISTA-Net teljesítményének elemzése volt a szokványos modellvezérelt numerikus megközelítésekkel szemben.

Azért, hogy a vizsgálatok eredményeit minél jobban átláthassuk, a képrekonstrukciót is két különböző algoritmussal hajtottuk végre. Ehhez a [20]-as cikkben ismertetett modellvezérelt FKMIG és adatvezérelt hibrid U-Net-et használtuk. A hibrid neurális hálóval párhuzamosan elemzett end-to-end modellt nem használhattuk a virtuális hullámok összehasonlítására, hiszen ennek működési folyamata nem tartalmaz virtuális hullámokat. Ennek kiértékelését amiatt is hagyjuk teljesen ki ebben az elemzésben, mert a [20]-ban elemzett e2e U-Net teljesítménye látványosan gyengébb volt a hibrid megközelítésénél.

A különböző módon előállított virtuális hullámok befolyását a második lépésre úgy elemeztük, hogy az ezekből rekonstruált belső szerkezeti becsléseket összevetettük azok elvárt (ground truth) alakjaival. A virtuális hullámok közvetlen összehasonlításához hasonlóan, ebben a lépésben is az átlagos négyzetes hibát használtuk a becsült és elvárt képek közötti hasonlóság mérésére. A két különböző transzformációs ADMM és a FISTA-Net háló által előállított virtuális hullámok alapján végzett rekonstrukció eredményeit a 3.6-os ábra mutatja különböző zajszintekre lebontva. Az ábra bal oldalán az FKMIG modellvezérelt numerikus algoritmus rekonstrukciójának

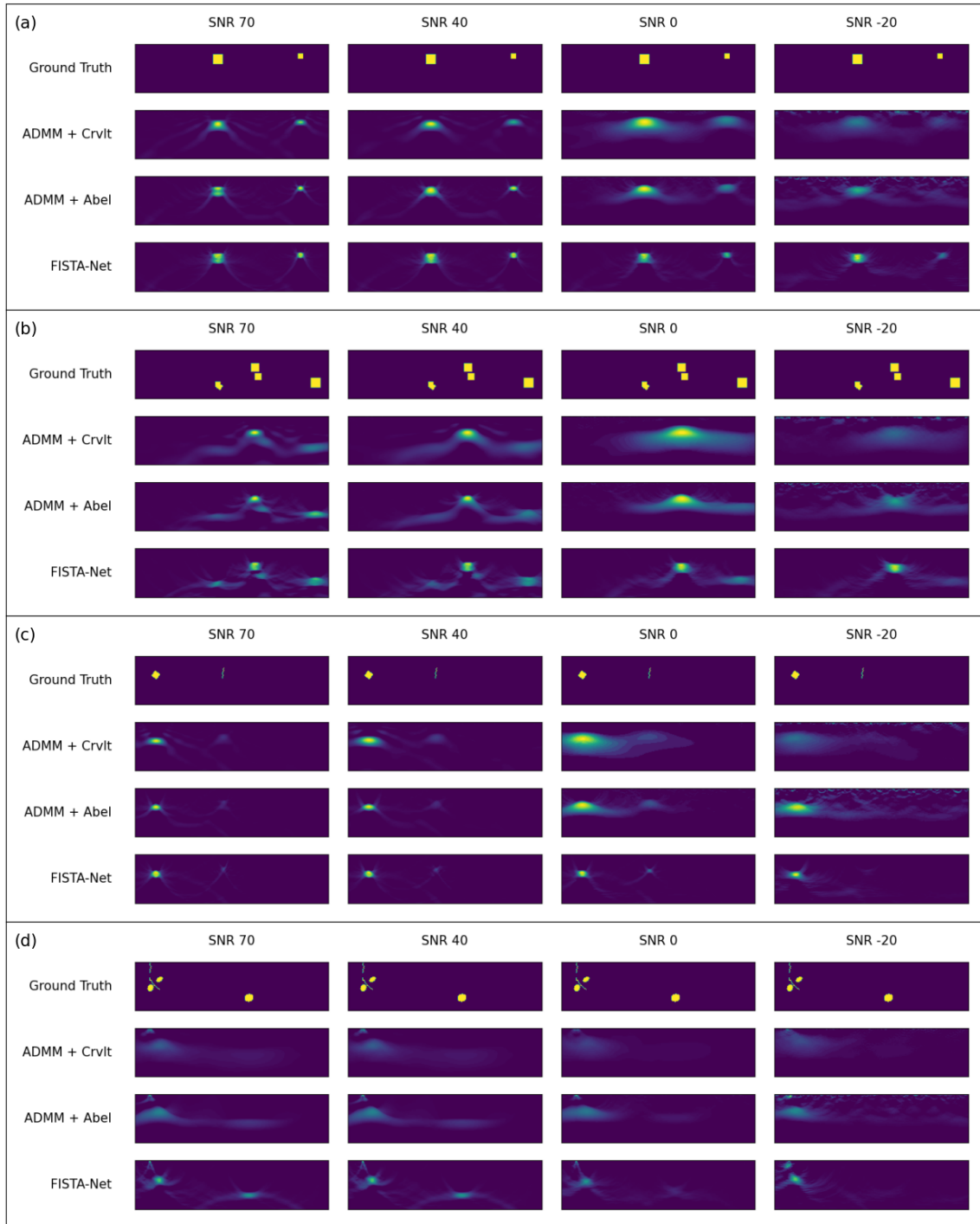


3.6. ábra. A Curvelet (F), illetve Abel (S) transzformációs ADMM numerikus algoritmus és az adatvezérelt FISTA-Net megközelítések tesztalmazon kiértékelt eredményeinek összehasonlítása a [20]-as cikkben ismertetett hibrid megközelítés második rekonstrukciós lépésben. A FISTA-Net neurális háló 31 tanítási epoch után lett kiértékelve. A különböző módon előállított virtuális hullámokat az FKMIG numerikus algoritmussal (bal oldal) és a négyzet alakú anyaghibákra tanított U-Net architektúrájú neurális hálóval (jobb oldal) is feldolgoztuk. Mindkét ábrán a virtuális hullámok átlagos négyzetes hibáját jelentítettük meg a generált adatokban használt tíz különböző SNR értékre lebontva.

eredményeit, míg az ábra jobb oldalán a négyzet alakú hibákra tanított adatvezérelt U-Net rekonstrukció átlagos négyzetes hibáit látjuk.

Először tekintsük az FKMIG numerikus módszerrel végzett rekonstrukció eredményeit ábrázoló 3.6-os ábra bal oldalát. Ezen az első lépésben végzett összehasonlításhoz hasonló görbéket látunk. Mivel a FISTA-Net lényegesen tisztább, a ground truth-hoz közelebb virtuális hullámokat állít elő mindkét ADMM-es numerikus megközelítésnél, ezért a rekonstrukciós lépésben is sokkal jobban teljesít. Az FKMIG rekonstrukciójában is egyértelműen látszik, hogy az ADMM teljesítménye a csökkenő jel/zaj aránnyal párhuzamosan csökken. A tisztán modell alapú numerikus megközelítések és a FISTA-Net neurális háló eredményei közti különbség alacsony SNR értékekre egyre hangsúlyosabbá válik az FKMIG rekonstrukciós lépésben is.

Az első lépéshez hasonlóan, a FISTA-Net és ADMM teljesítményét mindkét rekonstrukciós megközelítés esetén konkrét példákkal illusztráljuk. Az FKMIG numerikus megközelítéssel történő rekonstrukciót a 3.7-es ábrán, a hibrid U-Net rekonstrukcióját pedig a 3.8-as ábrán láthatjuk. Mindkét ábra ugyanazon négy célkép különböző zajszintekhez tartozó rekonstrukcióját mutatja. Az (a) minta egy egyszerű példa, amely két, a felszínhez közel elhelyezkedő, négyzet alakú defektet tartalmaz. A (b) mintával a különböző pontszerű, mélyebben elhelyezkedő anyaghibák beazonosítását



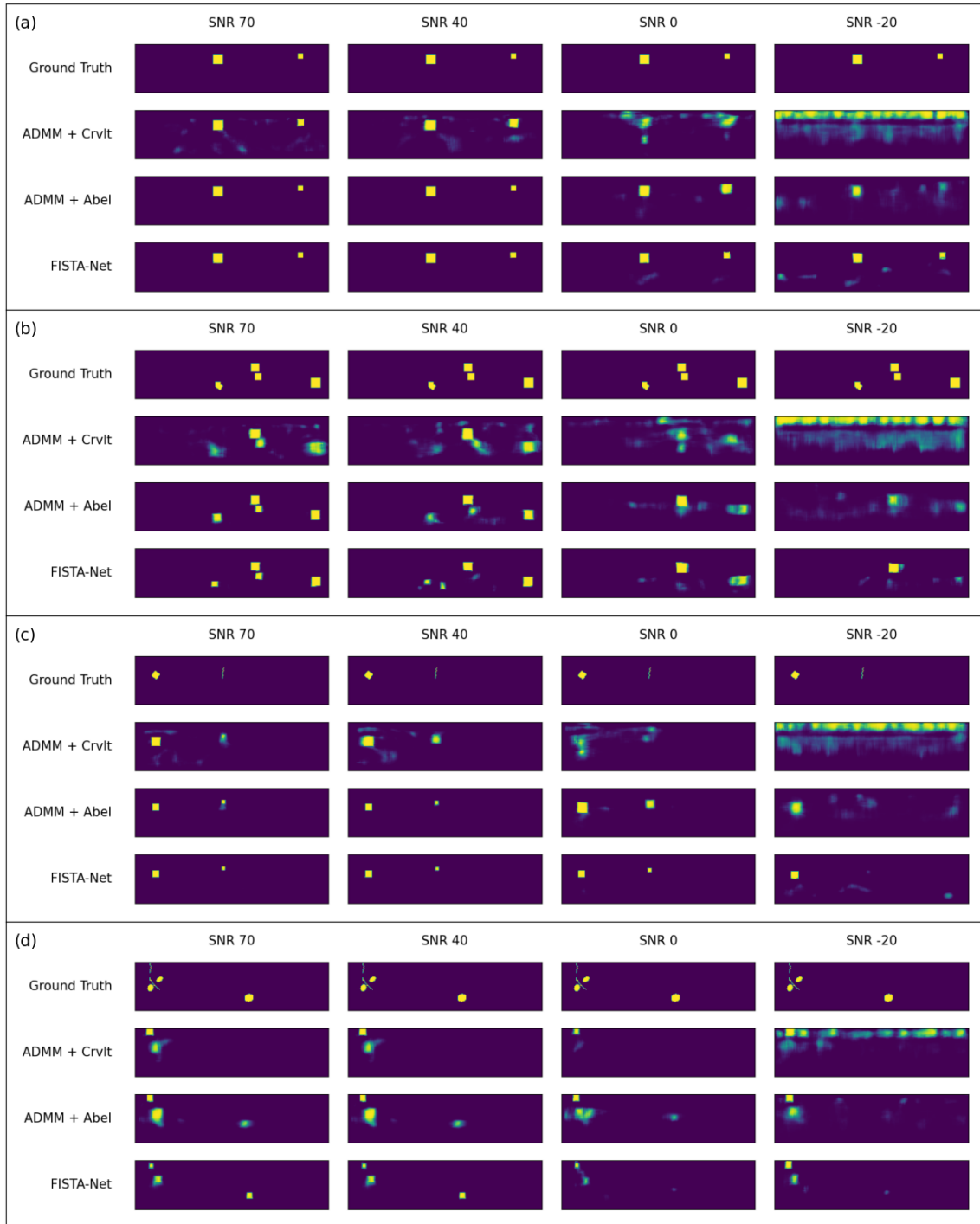
3.7. ábra. A Curvelet (F), illetve Abel (S) transzformációs ADMM numerikus algoritmus és az adatvezérelt FISTA-Net megközelítések által generált virtuális hullámok összehasonlítása a második rekonstrukciós lépésben használt FKMIG numerikus algoritmus által becsült keresztmetszeti képekkel. A FISTA-Net neurális háló 31 tanítási epoch után lett kiértékelve.

demonstráljuk. Itt megfigyelhetjük az eltérő megközelítések teljesítményét abban az esetben is, amikor a defektek a felszín felől nézve fedésben vannak, egymás alatt helyezkednek el. A (c) mintával pont- és vonalszerű hibák rekonstrukcióját szemléltetjük két különböző felszínhez közeli defekttel. A (d) mintával egy kimondottan nehéz feladat elé állítottuk a különböző algoritmusokat, hiszen itt egy a minta bal oldalán található komplex hibastruktúra rekonstrukciója a feladat.

Ha megvizsgáljuk a 3.7-es ábrát, azt látjuk, hogy az FKMIG modellvezérelt algoritmus nem képes az agyag belső szerkezetének pontos rekonstruálására, különösen alacsony SNR értékek és mélyen elhelyezkedő defektek esetén. Ennek ellenére, tisztán láthatjuk a FISTA-Net alkalmazásának előnyeit a Curvelet- és Abel transzformációs ADMM-mel szemben. Ugyan több esetben magas SNR értékeknél kevésbé észrevehető a különbség, a (d) mintán egyértelműen látszik a FISTA-Net hatékonysága. Az adat- és modellvezérelt megközelítések rekonstrukciós teljesítménye közötti különbség a jel/zaj arány csökkenésével egyre jobban látszik. Nulla és negatív SNR értékekre az ADMM által generált virtuális hullámok alapján az FKMIG még az (a) és (c) mintákban szereplő egyszerűbb defekteket sem képes pontosan rekonstruálni. Ezzel ellentétben, a FISTA-Net neurális háló által előállított virtuális hullámok használata még ilyen alacsony SNR értékekre is egy jó rekonstrukcióhoz vezet.

A hibrid U-Net neurális háló eredményeit a három különböző módon előállított virtuális hullámokra a 3.6-os ábra jobb oldalán láthatjuk. A Curvelet transzformációs ADMM által számolt virtuális hullámokra az U-Net teljesítménye a másik két megközelítéshez képest gyenge. Ennek oka az, hogy a virtuális hullámok vizsgálatára használt U-Net eredetileg Abel transzformált adatokra volt betanítva, és emiatt nem képes a Curvelet transzformált adatok megfelelő optimalizálására. Ez a jelenség különösen alacsony SNR értékek esetén egyértelmű, amikor az átlagos hibák nagyságrendekkel növekednek. A Curvelet transzformáció hatása az U-Net-es rekonstrukcióra ebben az esetben a 3.8-as ábra utolsó soraiban is jól látható. A betanított U-Net -20-as SNR értéknél már közelíteni sem képes a vizsgált anyag belső szerkezetét a Curvelet-ADMM-es virtuális hullámok segítségével.

Az Abel transzformációs ADMM és a FISTA-Net algoritmusok átlagos négyzetes hibáit tekintve a 3.6-os ábra jobb oldalán, azt láthatjuk, hogy a FISTA-Net a hibrid U-Net rekonstrukciója esetén is jobb eredményt nyújt az ADMM-mel szemben. Az FKMIG-es képrekonstrukcióhoz képest, itt alacsonyabb a FISTA-Net javításának mértéke a modellvezérelt megközelítésekkel összehasonlítva, ez viszont két ténnyel is magyarázható. Első sorban, az U-Net háló, amelyet ezekben a vizsgálatokban használtunk, az Abel transzformált ADMM által előállított virtuális hullámokra volt betanít-



3.8. ábra. A Curvelet (F), illetve Abel (S) transzformációs ADMM numerikus algoritmus és az adatvezérelt FISTA-Net megközelítések által generált virtuális hullámok összehasonlítása a [20]-as cikkben használt négyzet alakú anyaghibákra tanított U-Net architektúrájú adatvezérelt neurális háló által becsült keresztmetszeti képekkel. A FISTA-Net neurális háló 31 tanítási epoch után lett kiértékelve.

va. Emiatt az itt használt U-Net leginkább az Abel-ADMM-mel előállított adatokra van optimalizálva. Mindemellett, ez az U-Net modell csak négyzet alakú defekteket látott a tanítása során, míg a FISTA-Net a kiegészített adathalmazon volt betanítva, amely a különböző alakú pontszerű anyaghibák mellett, vonalszerű repedéseket is tartalmazott. Mindezek ellenére, A FISTA-Net képes a második rekonstrukciós lépésben is jobb eredményt produkálni az Abel transzformációs ADMM algoritmusnál.

A FISTA-Net hatását a gyakorlatban is jól alkalmazható hibrid U-Net-es rekonstrukcióra a 3.8-as ábrán figyelhetjük meg igazán. Összehasonlítva ezt a 3.7-es ábrával, jól látható az adatvezérelt rekonstrukciós módszerek előnye a numerikus modellvezéreltekével szemben. Az U-Net sokkal pontosabb rekonstrukcióra képes a numerikus FKMIG algoritmusnál, a becsült anyaghibák sokkal pontosabbak és tisztábbak az előbbi esetében. Az egyetlen gyengepontja ennek az U-Net modellnek a vonalszerű defektek rekonstrukciójában mutatkozik meg. Ha a 3.8-as ábrán szereplő (c) mintát tekintjük, észrevehetjük, hogy az U-Net a négyzettől eltérő alakú pontszerű hibákat és a vonalszerű repedéseket is négyzeteknek becsüli meg. Ez a jelenség az U-Net tanítására használt adathalmaznak köszönhető, ami csak négyzet alakú defekteket tartalmazott.

Mindezek ellenére, a FISTA-Net előnye a 3.8-as ábrán jól látható. Az (a) mintán látható egyszerű rekonstrukció esetén a FISTA-Net kiemelkedő teljesítménye alacsony SNR értékeknél válik egyértelművé. Annak ellenére, hogy a vonalszerű defektet is négyzetalakúnak látja, az U-Net a (c) mintán is sokkal pontosabb keresztmetszeti képrekonstrukciót mutat a FISTA-Net által előállított virtuális hullámok esetén, különösen alacsony jel/zaj arányok mellett. A modellvezérelt FISTA-Net a (b) és (d) komplex hibastruktúrákat tartalmazó minták esetén is jobb eredményeket ér el az ADMM numerikus módszernél, hiszen a FISTA-Net minden SNR értékre tisztább és pontosabb képet eredményez az ADMM-nél.

4. fejezet

Összefoglalás

4.1. A probléma áttekintése

A roncsolásmentes anyagvizsgálat célja egy adott objektum belső szerkezetének meghatározása úgy, hogy a megfigyelés ne rongálja meg a vizsgált anyagot. Mivel a vizsgált anyag hővezetési képessége annak belső szerkezetének közvetlen következménye, e tulajdonság kihasználásával feltérképezhetők az anyagban található defektek, repedések stb. A vizsgált anyag strukturális összetételének meghatározása annak hővezetési képességéből egy olyan rosszul kondicionált inverz probléma megoldására vezet, mely rendkívül érzékeny a bemeneti/mérési adatokban található zajra. A feladat rosszul kondicionáltsága által okozott nehézségek miatt célszerű olyan plusz feltételek bevezetése, amelyek segítik a probléma pontos megoldását. Az olyan előfeltevések, mint a ritkaság, vagy a nemnegativitás ugyan segítik az inverz problémák megoldásának pontosságát, bevezetésük által bonyolultabbá válik a modellvezérelt algoritmusok alkalmazása.

A plusz feltételek bevezetése által eredményezett bonyolultság adatvezérelt gépi tanuló algoritmusok alkalmazása esetén nem okoz különösebb hátrányt. Ezen módszerek használata viszont egy teljesen más jellegű komplikációt vet fel, mégpedig egy megfelelően nagy tanítási adathalmaz előállítását. Mivel a felügyelt tanítási folyamathoz a vizsgált anyag pontos belső szerkezetét, azaz a keresztmetszeti képet, is ismernünk kell, ezért a valódi méréseket olyan fizikai fantomokon kell elvégezni, melyekben az anyaghibák pontos helyzete, mérete és alakja előre ismert kell legyen. Mindemellett, az adatvezérelt algoritmusok tanításához egy nagyméretű adathalmazra van szükség, melynek előállításához számos mérési konfigurációra, és így különböző fizikai fantomokra van szükség.

A termografikus képrekonstrukciós módszerek eredményeit a hőképek virtuális hullámokká való átalakításán keresztül javítani lehet. A virtuális hullámok előállítását a rekonstrukciós lépéshez hasonlóan egy rosszul kondicionált inverz probléma megoldását jelenti. Ennek következtében az ezek előállítására használt numerikus közelítési algoritmusok is zajérzékenyek és magas zajszintű hőmérsékletképek esetén rossz teljesítményt produkálnak. A virtuális hullámok minősége nagyban befolyásolja a második képrekonstrukciós lépés eredményét, hiszen ez egy olyan rosszul kondicionált inverz problémát takar, amely a virtuális hullámokban található perturbációkra lesz érzékeny.

4.2. Tézisek

A valódi méréseken alapuló termo-tomográfiás adatbázisok létrehozása költséges feladat, ami megnehezíti a mély neurális hálók tanítását, illetve alkalmazását roncsolásmentes anyagvizsgálási feladatokban. Ezért az adatvezérelt NDE módszerek tanításához létrehoztunk egy adatgenerátort, amely nagymennyiségű szintetikus termografikus adat előállítására képes. A szimulált termografikus felvételekben tetszés szerint megválaszthatók a mérés paraméterei (felbontás, hővezetési tényező, zajszint stb.), illetve a defektok pozíciója és alakja. Ennek segítségével létrehoztunk egy 100 000 mintából álló szintetikus adathalmazt, mely könnyen és eredményesen használható a mesterséges intelligencia alapú NDE módszerek tanítására és tesztelésére.

A VWC megközelítés két lépésből áll, a virtuális hullámok előállításából és az erre épülő kezdeti hőmérsékleteloszlás rekonstrukciójából. A dolgozatban az első lépés javításához adaptáltuk a FISTA-Net modellvezérelt neurális hálóarchitektúrát, melyet az általunk generált szintetikus adathalmaz segítségével tanítottuk be. Megmutattuk, hogy a FISTA-Net képes az ADMM numerikus algoritmus által előállított virtuális hullámok megfelelő javítására, a kettő közti különbség különösen magas zajszintű bemeneti adatok esetén számottevő. Az empirikus tesztek alapján az látszik, hogy az új módszer nemcsak a virtuális hullámok, hanem a kezdeti hőmérsékleteloszlás, azaz a keresztmetszeti képek rekonstrukcióját is javítja.

4.3. Kitekintés

A ritka mintázatok heurisztikáját, és az ehhez tartozó regularizációs módszereket (ADMM, SALSA, basis pursuit, FISTA stb.) számos tudományterületen alkalmaz-

zák [41]. Ezért a modell- és adatvezérelt megközelítések ötvözésén keresztül a FISTA-Net neurális háló alkalmas lehet számos különböző jellegű rosszul kondicionált inverz probléma megoldására is, pl. egészségügyi felvételek (CT, MRI) feldolgozására.

A dolgozatban bemutatott kutatás folytatására két irány tűnik ígéretesnek. Egyrészt érdekes lehet megvizsgálni a háló általánosító képességét a háló felépítésének függvényében, hogyan változik a rekonstrukció pontossága széles, illetve mély FISTA-Net hálók esetén. A hálók betanítása ugyan költséges feladat, de a kiértékelés gyorsan elvégezhető. Érdekes kérdés az is, hogy lehet-e csökkenteni a betanított háló méretét (network compression, pruning) a teljesítmény jelentős csökkenése nélkül. A másik irány a FISTA-Net teljesítményének valós adatokon történő kiértékelése. Ehhez szükség lenne egy, az [5, 20]-as cikkekben használt, valós fizikai fantom létrehozására, melynek belső szerkezetét a FISTA-Net által előállított virtuális hullámok alapján 3D-ben rekonstruálnánk. Így valós gyakorlati körülmények mellett lehetne igazolni a FISTA-Net hatékonyságát különböző roncsolásmentes anyagvizsgálati feladatokban.

Irodalomjegyzék

- [1] Louis Cartz, *Nondestructive testing*, ASM International, Materials Park, OH (United States), 1995.
- [2] Nathan Ida and Norbert Meyendorf, *Handbook of advanced nondestructive evaluation*, Springer International Publishing Cham, Switzerland, 2019.
- [3] M Rojek, J Stabik, and S Sokół, „Fatigue and ultrasonic testing of epoxy-glass composites,” *Journal of Achievements in Materials and Manufacturing Engineering*, vol. 20, no. 1-2, pp. 183–186, 2007.
- [4] Gabriel Dan Taşcă and Gheorghe Amza, „Research regarding ultrasonic examination of complex parts,” *UPB Science Bulletin*, vol. 74, no. 2, pp. 165–174, 2012.
- [5] Péter Kovács, Bernhard Lehner, Gregor Thummerer, Günther Mayr, Peter Burgolzer, and Mario Huemer, „Surfing virtual waves to thermal tomography: From model-to deep learning-based reconstructions,” *IEEE Signal Processing Magazine*, vol. 39, no. 1, pp. 55–67, 2021.
- [6] Sohrab Roointan, Pantea Tavakolian, Koneswaran S Sivagurunathan, Marie Floryan, Andreas Mandelis, and Stephen H Abrams, „3d dental subsurface imaging using enhanced truncated correlation-photothermal coherence tomography,” *Scientific Reports*, vol. 9, no. 1, pp. 1–12, 2019.
- [7] Jan Drewes Achenbach, „Quantitative nondestructive evaluation,” *International Journal of Solids and Structures*, vol. 37, no. 1-2, pp. 13–27, 2000.
- [8] Gerald L Fitzpatrick, David K Thome, Richard L Skaugset, E YC Shih, and W CL Shih, „Magneto-optic/eddy current imaging of aging aircraft: A new ndi technique,” *Materials Evaluation;(United States)*, vol. 51, no. 12, 1993.

- [9] Matteo Pastorino and Andrea Randazzo, *Microwave imaging methods and applications*, Artech House, 2018.
- [10] Daniel M Mittleman, „Twenty years of terahertz imaging,” *Optics express*, vol. 26, no. 8, pp. 9417–9431, 2018.
- [11] Yiming Deng and Xin Liu, „Electromagnetic imaging methods for nondestructive evaluation applications,” *Sensors*, vol. 11, no. 12, pp. 11774–11808, 2011.
- [12] Josef Krautkrämer and Herbert Krautkrämer, *Ultrasonic testing of materials*, Springer Science & Business Media, 2013.
- [13] Vladimir P Vavilov and Douglas D Burleigh, „Review of pulsed thermal ndt: Physical principles, theory and data processing,” *Ndt & E International*, vol. 73, pp. 28–52, 2015.
- [14] G Thummerer, G Mayr, Philipp Daniel Hirsch, Mathias Ziegler, and P Burgholzer, „Photothermal image reconstruction in opaque media with virtual wave backpropagation,” *NDT & E International*, vol. 112, pp. 102239, 2020.
- [15] Andreas Mandelis, Lena Nicolaides, and Yan Chen, „Structure and the reflectionless/refractionless nature of parabolic diffusion-wave fields,” *Physical Review Letters*, vol. 87, no. 2, pp. 020801, 2001.
- [16] DJ Crowther, LD Favro, PK Kuo, and RL Thomas, „Inverse scattering algorithm applied to infrared thermal wave images,” *Journal of applied physics*, vol. 74, no. 9, pp. 5828–5834, 1993.
- [17] Stephen D Holland and B Schiefelbein, „Model-based inversion for pulse thermography,” *Experimental Mechanics*, vol. 59, no. 4, pp. 413–426, 2019.
- [18] Peter Burgholzer, Michael Thor, Jürgen Gruber, and Günther Mayr, „Three-dimensional thermographic imaging using a virtual wave concept,” *Journal of Applied Physics*, vol. 121, no. 10, pp. 105102, 2017.
- [19] Peter Burgholzer, Guenther Mayr, Gregor Thummerer, and Markus Haltmeier, „Linking information theory and thermodynamics to spatial resolution in photothermal and photoacoustic imaging,” *Journal of Applied Physics*, vol. 128, no. 17, pp. 171102, 2020.

- [20] Péter Kovács, Bernhard Lehner, Gregor Thummerer, Günther Mayr, Peter Burg-holzer, and Mario Huemer, „Deep learning approaches for thermographic imaging,” *Journal of Applied Physics*, vol. 128, no. 15, pp. 155103, 2020.
- [21] John Lester Miller, „General-purpose/ground-based ir cameras,” in *Principles of Infrared Technology*, pp. 327–369. Springer, 1994.
- [22] LJ Busse, „Three-dimensional imaging using a frequency-domain synthetic aperture focusing technique,” *IEEE transactions on ultrasonics, ferroelectrics, and frequency control*, vol. 39, no. 2, pp. 174–179, 1992.
- [23] Péter Kovács, „Adaptív transzformációs módszerek a jel- és képfeldolgozásban,” *Eötvös Loránd Tudományegyetem, Informatika Kar, Numerikus Analízis Tanszék*, 2021.
- [24] Martin J Willemink and Peter B Noël, „The evolution of image reconstruction for ct—from filtered back projection to artificial intelligence,” *European radiology*, vol. 29, no. 5, pp. 2185–2195, 2019.
- [25] Olaf Ronneberger, Philipp Fischer, and Thomas Brox, „U-net: Convolutional networks for biomedical image segmentation,” in *International Conference on Medical image computing and computer-assisted intervention*. Springer, 2015, pp. 234–241.
- [26] Stephen Boyd, Neal Parikh, Eric Chu, Borja Peleato, Jonathan Eckstein, et al., „Distributed optimization and statistical learning via the alternating direction method of multipliers,” *Foundations and Trends® in Machine learning*, vol. 3, no. 1, pp. 1–122, 2011.
- [27] Amir Beck and Marc Teboulle, „A fast iterative shrinkage-thresholding algorithm for linear inverse problems,” *SIAM journal on imaging sciences*, vol. 2, no. 1, pp. 183–202, 2009.
- [28] Jinxi Xiang, Yonggui Dong, and Yunjie Yang, „Fista-net: Learning a fast iterative shrinkage thresholding network for inverse problems in imaging,” *IEEE Transactions on Medical Imaging*, vol. 40, no. 5, pp. 1329–1339, 2021.
- [29] Horatio Scott Carslaw and John Conrad Jaeger, „Conduction of heat in solids,” *Conduction of heat in solids*, 1947.

- [30] III. L. N. Trefethen, D. Bau, *Numerical Linear Algebra*, SIAM, Philadelphia, PA, USA, 1999.
- [31] Per Christian Hansen, *Rank-deficient and discrete ill-posed problems: numerical aspects of linear inversion*, SIAM, 1998.
- [32] Heinz Werner Engl, Martin Hanke, and Andreas Neubauer, *Regularization of inverse problems*, vol. 375, Springer Science & Business Media, 1996.
- [33] Emmanuel J Candès and Michael B Wakin, „An introduction to compressive sampling,” *IEEE signal processing magazine*, vol. 25, no. 2, pp. 21–30, 2008.
- [34] Jean-Luc Starck, Emmanuel J Candès, and David L Donoho, „The curvelet transform for image denoising,” *IEEE Transactions on image processing*, vol. 11, no. 6, pp. 670–684, 2002.
- [35] Eric W Hansen and Phai-Lan Law, „Recursive methods for computing the Abel transform and its inverse,” *JOSA A*, vol. 2, no. 4, pp. 510–520, 1985.
- [36] Ming Yuan and Yi Lin, „Model selection and estimation in regression with grouped variables,” *Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Statistical Methodology)*, vol. 68, no. 1, pp. 49–67, 2006.
- [37] Bardia Yousefi, Davood Kalhor, Rubén Usamentiaga Fernández, Lei Lei, Clemente Ibarra Castanedo, Xavier PV Maldague, et al., „Application of deep learning in infrared non-destructive testing,” *QIRT 2018 Proceedings*, 2018.
- [38] Vladimir Vavilov and Douglas Burleigh, *Infrared thermography and thermal non-destructive testing*, Springer, 2020.
- [39] Péter Kovács, Bernhard Lehner, Gregor Thummerer, Günther Mayr, Peter Burgolzer, and Mario Huemer, „A hybrid approach for thermographic imaging with deep learning,” in *ICASSP 2020-2020 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)*. IEEE, 2020, pp. 4277–4281.
- [40] Y Kong, CJ Bennett, and CJ Hyde, „A review of non-destructive testing techniques for the in-situ investigation of fretting fatigue cracks,” *Materials & Design*, vol. 196, pp. 109093, 2020.
- [41] S. Gazzola, P. C. Hansen, and J. G. Nagy, „IR Tools: a MATLAB package of iterative regularization methods and large-scale test problems,” *Numerical Algorithms*, pp. 1–39, 2018.