

Българска академия на науките
Институт по информационни и комуникационни технологии
Секция: „Вградени интелигентни технологии“

АВТОРЕФЕРАТ

НА ДИСЕРТАЦИЯ

за присъждане на образователна и научна степен „доктор“

автор: **маг. инж. Десислава Юлиянова Иванова**

Тема:

БЕЗРАЗРУШИТЕЛНИ МЕТОДИ ЗА ОЦЕНКА СВОЙСТВАТА НА МАТЕРИАЛИТЕ

научна област:	5. Технически науки
професионално	5.2. Електротехника, електроника и автоматика
направление:	
научна специалност:	„Автоматизирани системи за обработка на информация и управление“
научен ръководител:	проф. д-р Димитър Неделчев Карастоянов

Дисертацията съдържа 126 страници, 49 фигури, 8 таблици и литература от 146 източника (136 научни труда и 10 интернет страници).

Автор: Десислава Юлиянова Иванова

Заглавие: Безразрушителни методи за оценка свойствата на материали

ЦЕЛ И ЗАДАЧИ

Цел на дисертационния труд е чрез съвременни информационно-комуникационни технологии (ИКТ) и уникална научно-изследователска инфраструктура да се предложат иновативни методи и подходи за изследване на състава и вътрешната структура, локализиране и идентифициране на дефекти в материали и изделия, както и за безразрушителен контрол на качеството.

За изпълнение на целта ще се решат следните задачи:

1. Обзор, анализ и систематизация на методи и средства за безразрушителен контрол.
2. Разработка на алгоритми за томографски компютърни изследвания
3. Разработка на методика за оценка на ефективността на метода
4. Разработка на алгоритми за откриване на дефекти в композитни материали
5. Експериментални безразрушителни изследвания на различни материали.

УВОД

Дисертационният труд описва иновативни техники за безразрушително тестване на композитни материали.

В глава първа се дава определение на безразрушителния контрол и се прави преглед на съществуващи методи в областта.

В глава втора се разглежда томографския метод на изследване, който е важно направление в сферата на безразрушителния контрол. Дава се общ преглед на големите и нарастващи брой индустриални приложения на рентгеновата компютърна томография (СТ) в преработващата промишленост и най – важните параметри при сканиране.

Томографските изследвания, са базирани на абсорбция и работят добре при тежки елементи, където плътността или вариациите на състава, дължащи се на вътрешната структура или дефектите, са достатъчно високи, за да доведат до значителен абсорбционен контраст.

Въпреки това, в много случаи, когато материалите са леки и / или композитни, които имат подобни масови абсорбционни коефициенти, конвенционалните рентгенови методи, базирани на абсорбция за НК, стават по-малко полезни. Всъщност изискванията за лекота и ултрависока якост за най-модерните материали, представляват голямо предизвикателство пред стандартните NDE инструменти, тъй като абсорбационният контраст, произтичащ от вътрешната структура на тези материали, често е твърде слаб, за да бъде използван.

Решение за този проблем е обработват на изображенията от компютър, с цел тяхното “прочитане” и откриване на евентуални дефекти в изследвания материал. Алгоритмите, с помощта на които се обработват компютърно изображенията, търпят постоянно развитие. В глава втора е даден типичен пример за алгоритъм.

В глава трета авторът предлага алгоритъм, който е насочен към изследване на композитни материали, и по – специално към материали, съставени от карбонови нишки, леки и отличаващи се с голяма здравина, поради което тези материали играят важна роля при автомобилостроенето и авиостроенето.

В глава четвърта се дискутират критично получените резултати, като са описани са методиката, база за сравнение и са дадени експериментални примери,

В глава пета се обсъждат приноси и бъдещи насоки за развитие на изследванията.

ИНОВАТИВНОСТ:

В дисертацията се въвежда нова техника за откриване на аномалии в сивата скала, с приложение за откриване на деламинации в СТ сканиране на въглеродни материали. Разглежда се алгоритъм за кръстосана регресия, който позволява идентифицирането на отклоняващи се от нормата пиксели след моделиране на общата тенденция на фона на изображението. Този подход включва преобразуването на изображението в поредица от пикселни сигнали в x- и y- посоки, като всеки сигнал представлява един ред пиксели. Регресивните модели се прилагат към всеки сигнал, идентифицирайки крайните стойности, които могат да представляват аномалия в образа. Съществуващите в двете измерения отклонения се класифицират като аномалии. Използва се изглаждане за подобряване способността на регресионния метод за откриване на фини отклонения. В допълнение, тази работа въвежда тристранен агрегиран подход, който свежда до минимум фалшивите позитивни стойности и позволява значително увеличаване на ефективността при откриване на отклонения и аномални зони, с минимално внасяне на шум. Методът позволява характеристика на много очевидни аномалии, като същевременно запазва способността си за откриване и на много леки такива.

БЕЗРАЗРУШИТЕЛЕН КОНТРОЛ

Безразрушителният контрол (БК) е важна задача в почти всяка област на човешката дейност, от гарантирането на целостта на въздухоплавателни средства до оценка на инфраструктурното разпадане, причинено от влошаване или повреда. развитието на безразрушителни методи за управление на качеството има резултат в икономически и екологични ползи, води до повишаване на покриваемостта на продукта, както и до подобряване на обществената безопасност и сигурност. Този дисертационен труд съдържа преглед на съществуващите традиционни методи и иновационните разработки и нови приложения в БК. Той включва най-модерните методи за безразрушителен контрол, включително оптични, акустични, ултразвукови и електромагнитни техники, томография, рентгенография и термография. Резултатите са предназначени за изследователи и практики, свързани с проучване, тестване и поддръжка на машини, продукти и компоненти в лабораторни и индустриални среди.

Използването на застрашени от повреди компоненти в производствени процеси, при които спирането им поради повреда е критично, традиционно се регулира чрез премахване на тези компоненти от служба преди изтичането на тяхната прогнозирана продължителност на живот. Такова ранно "пенсониране" на материали не гарантира, че дадена част няма да се повреди при употреба. Нарастващата цена на такава продължителност на живота основано увеличава търсенето на подобрена покриваемост в промишлеността и налага алтернативни форми за контрол на качеството. Съвременните приложения включват безразрушителна оценка (NDE), също наричана безразрушителен контрол (БК) като средство за наблюдение на нивата и развитието на дефекти в материали по време на операционния им живот.

ДЕФИНИЦИЯ

Предлагаме следната разпространена дефиниция, обединяваща основните характеристики на методите за БК:

Безразрушителните методи се отнасят до процеса на оценка и проверка на материали или компоненти за характеризиране или намиране на дефекти и недостатъци в сравнение с някои стандарти, без да променят първоначалните качества или причиняване на повреди на обекта, който се тества, като методите са ценово-ефективни и могат да се прилагат както за тестване на проба за индивидуално разследване, така и върху целия материал за проверка на система за контрол на качеството на продукцията.

Има редица методи за оценка на материали или компоненти и тези за безразрушително тестване са важна категория от тях с много приложения. Категорията на безразрушителна оценка (NDE - Non-Destructive Evaluation) или безразрушителен контрол (БК) включва идентифициране и характеризиране на повреди на повърхността и вътрешността на материали без рязане, отделяне или други промени на материала (Lockard, 2015). С други думи, безразрушителният контрол се отнася до процеса на оценка и проверка на материали или компоненти за характеризиране или намиране на дефекти и недостатъци в сравнение с някои стандарти, без да променят първоначалните качества или причиняване на повреди на обекта, който се тества. Техниките за БК предлагат ценово-ефективни средства за тестване на проба за индивидуално разследване или могат да се прилагат върху целия материал за проверка на система за контрол на качеството на продукцията (Newswire, 2013).

При композитни материали по време на тяхната обработка, производството на компоненти или при експлоатацията могат да възникнат редица увреждания, които най - често се изразяват в появата на пукнатини и поръзност. Редица методи за безразрушителен контрол (БК), са ефективни при изпитване на компоненти за дефекти, без да вредят на компонента. Ултразвуково тестване, X-Ray, рентгенография, термография, вихрови токове и акустични емисии са актуални техники за различни приложения за тестване в сферата на безразрушителния контрол. Всяка една от тези техники използва различни принципи за откриването на дефекти в материала. Въпреки това, геометрията, физическите и материални свойства на компонента, който се подлага на тестовете, са важни фактори за приложимостта на техниката. Тази глава разглежда тези техники за БК и ги сравнява по отношение на характеристиките и приложимост при композитните части.

Основните видове методи за безразрушителен контрол включват контактни и безконтактни методи, като и двата метода имат своите специфични приложения в тестване и оценка на композитни материали. Повечето техники за БК изискват добър контакт между сензора и тестваната композитна повърхност, за да се получат надеждни данни. Методи за установяване на такъв контакт са традиционни ултразвукови тестове, токове на Фуко, магнитно тестване, електромагнитно изпитване, както и тестване с проникващи вещества. Друг подход за ускоряване на процеса на събиране на данни е да се елиминира нуждата от физически контакт между сензора и тестваните структури. Безконтактни методи тук са чрез използване на ултразвукови вълни, тестване с радиография, термография, шеарография и визуална проверка (Newswire, 2013). Оптичните методи (например термография, холография или шеарография) са предимно

безконтактни. Таблица 2 дава категоризирани контактни и безконтактни методи за безразрушителен контрол.

Контактни методи за изследване	Безконтактни методи за изследване
Традиционни ултразвукови тестове	Чрез ултразвукова трансмисия
Тестване чрез токове на Фуко	Радиография
Магнитно тестване	Термография
Електромагнитно	С инфрачервени вълни
С проникващи течности	Холография
С проникващи течности	Шеарография
-	Визуална инспекция

Таб.1: Контактни и безконтактни методи за безразрушителен контрол

Различни безразрушителни техники са използвани в индустрията като приложения за откриване на дефект. Всяка техника използва има своите недостатъци и предимства.

МЕТОДИ ЗА БК НА КОМПОЗИТИ

Има различни методи за тестване на композити. Важно е да се обръща достатъчно внимание на фактори като ефективност и безопасност при анализа кой е най-добрият метод за прилагане в съответна ситуация. Освен това при изборния метод трябва да се минимизират разходите, свързани с изпълнението на тестовете. Материалните дефекти са основните източници на повреди в композитни материали. Тези повреди могат да са под формата на пукнатини, отделяне на слоеве, фрактури в структурата и разтегляне (Mckuur, 2006). Структурната цялост е формализиран процес, който използва съвременни методи за безразрушителен контрол с цел откриване, локализиране и определяне на размера на увреждане (Andrzej Katunin и сътр., 2015).

Методите на безразрушителен контрол могат да се категоризират според факторите, които оценяват. Такова разделение е посочено в таблица 2.

Категория	Приложения
Оценка на физико-механични свойства, и откриване на съществени недостатъци в композити	Измерване на: динамичен механичен анализ (DMA) (Sturm и сътр., 2015), фазово количество (El-Sабах и сътр., 2013), механична здравина и твърдост (Ray, 2006), еластични константи (Rojek и сътр., 2005), материално съдържание (El-Sабах и сътр., 2013), поява на дефекти и последващи развития (Talreja, 2008), разслояване (Ghadermazi и сътр., 2015), строителство, свързано с ламинат (Scarselli и сътр., 2015), състояние на смолисто закаляване (Aggelis & Paipetis, 2012) състояние по отношение на фаза / матричен интерфейс (Kersemans и сътр., 2014).
Определяне на целостта на структурните компоненти, които са произведени от композитни материали	Откриване на: пукнатини и разслояване (Giurgiutiu, 2016), механичното триене (Gostautas и сътр., 2005), влакнесто раздърпване (Кратко и сътр., 2002), фазово начупване (Нарита и сътр., 2014).

Таб. 2: Категоризация на методите за безразрушително тестване

КОМПЮТЪРНА ТОМОГРАФИЯ

Компютърната томография е иновативен метод за визуализиране на изображения, получени от безразрушително изследване на материали. Радиографското изследване разчита на използването на рентгенови лъчи, за да проникне в материята и създава образа на вътрешната структура на обекта. Разпределението на плътностите в структурата ще доведе до различна изходна стойност на рентгенографския образ. Компютърното томографско (СТ) сканиране е изпълнение на рентгеново устройство, което произвежда триизмерно изображение. За промишлени СТ сканирания, това изображение се създава чрез поставяне на обект върху въртяща се маса и създаване на редица двуизмерни рентгенови изображения, представляващи поглед от различни

ъгли на материала. Тези срезове могат да бъдат комбинирани, за да образуват триизмерно представяне на обекта. В зависимост от плътността на материала, рентгеновите фотони ще бъдат или абсорбирани, разпръснати, или ще преминат безпрепятствено. Фотоните се събират от детектор; областите, през които са преминали повече фотони безпрепятствено, ще имат по-висока изходна плътност на събраните фотони. Това означава, че в материала има празнини или джобове въздух. Появата на по-тъмна област на изображението е при по-голям брой преминали фотони, по-тъмният пиксел се представя с по-ниска стойност в сивата скала, което означава, че площите с деламации се очаква да имат по-ниски стойности от околните части на изображението.

Рентгеновото излъчване е широко използвано за изображения, голямата му дълбочина на проникване прави методът идеален за неразрушаващата визуализация на вътрешната структура и/или недостатъци на материали, които не могат да се постигнат по друг начин. Понастоящем използваните инструменти за неразрушаваща оценка - рентгенография и томография, са базирани на абсорбция и работят добре при тежки елементи, където плътността или вариациите на състава, дължащи се на вътрешната структура или дефектите, са достатъчно високи, за да доведат до значителен абсорбционен контраст. Въпреки това, в много случаи, когато материалите са леки и/или композитни, които имат подобни масови абсорбционни коефициенти, конвенционалните рентгенови методи, базирани на абсорбция, стават по-малко полезни. Всъщност изискванията за лекота и ултрависока якост за най-модерните материали, представляват голямо предизвикателство пред стандартните NDE (БК) инструменти, тъй като абсорбционният контраст, произтичащ от вътрешната структура на тези материали често е твърде слаб, за да бъде използван. Съществуват методите за изобразяване въз основа на абсорбция и фазово контрастно изображение.

Композитите са материали, които се състоят от повече от един основен материал, като отделните материали запазват собствената си структура и свойства вместо да образуват комбинирана сплав. Това позволява да се комбинират предимствата на компонентните материали. Различните видове материали показват значително различаващи се свойства при изследване със СТ изображения. Някои материали, които не са композитни, като неръждаемата стомана, са относително униформени в текстурата, с аномалии, които са представяни от ясно различаващи се области в различни стойности в сивата скала от основния материал. Например, един чест проблем, който възниква при неръждаема стомана, е образуването на въздушни мехурчета по време на процеса на заваряване, който води до сферична порьозност в материала. На компютърно сканиране тези

кухини се появяват като много тъмни кръгове с добре дефинирани граници, обвити в много по-лекия заобикалящ материал.

Рентгеновата изчислителна томография, понякога съкратена на ХСТ или iCT (i за индустриален), е метод за използване на рентгеново лъчение за изграждане на двумерни (2D) изображения на обект в много позиции около оста на въртене. От тези изображения, използвайки софтуер, може да бъде изграден триизмерен (3D) модел на външния обект на обекта, да се реконструира и да бъде анализирана вътрешната структура. СТ е подобно на магнитно-резонансното изобразяване (MRI), но където MRI използва неонизираща радиочестотна радиация за определяне на магнитния резонанс на водородните молекули, СТ използва йонизираща радиация и измерва абсорбцията на рентгеновите лъчи. Следователно двете техники имат различни области на приложение. СТ е полезен инструмент за изследване на материали с високо атомно число, докато MRI е изключително полезен метод при изследването на меки биологични тъкани. Други техники за 3D изображения, използващи неутронни източници, понастоящем са разработени за меки материали и известно припокриване по отношение на методологията и приложенията. Типични области на използване на СТ в промишлеността са в откриването на недостатъци като пукнатини и пукнатини и анализ на частиците в материалите. В метрологията, СТ позволява измерване както на външните, така и на вътрешна геометрия на сложните части. Досега СТ е единствената технология, способна да измерва както вътрешната, така и външната геометрия на компонент, без да е необходимо неговото разрушение или раздробяване.

Като такава, това е единствената технология за промишлен контрол на качеството на обработвани детайли, които имат недостъпни вътрешни характеристики (например компоненти, произведен чрез производството на добавки) или мулти-материални компоненти (например двукомпонентни пластмасови части с впръскване чрез впръскване или пластмасови части с метални вложки). СТ може да се счита за трето революционно развитие в координатната метрология, следвайки въвеждане на тактилни 3D координатно-измервателни машини (СММ) през седемдесетте години, и тази на оптичните триизмерни скенери през осемдесетте години. Броят на индустриалните приложения на СТ е голям и бързо расте. В днешно време прилагането на СТ в промишлеността обхваща контрол на качеството, с основна цел за измерване на размерите и откриване на дефекти.

При нови материали като метална пена и CFRP (подсилена с въглеродни влакна пластмаса) и други композитни материали, СТ ще позволи нови технически решения.

Процедури за тестване на тези материали, както и за тестване на компонентите трябва да следват технологията, което води до значителен пазарен дял на промишлени СТ системи.

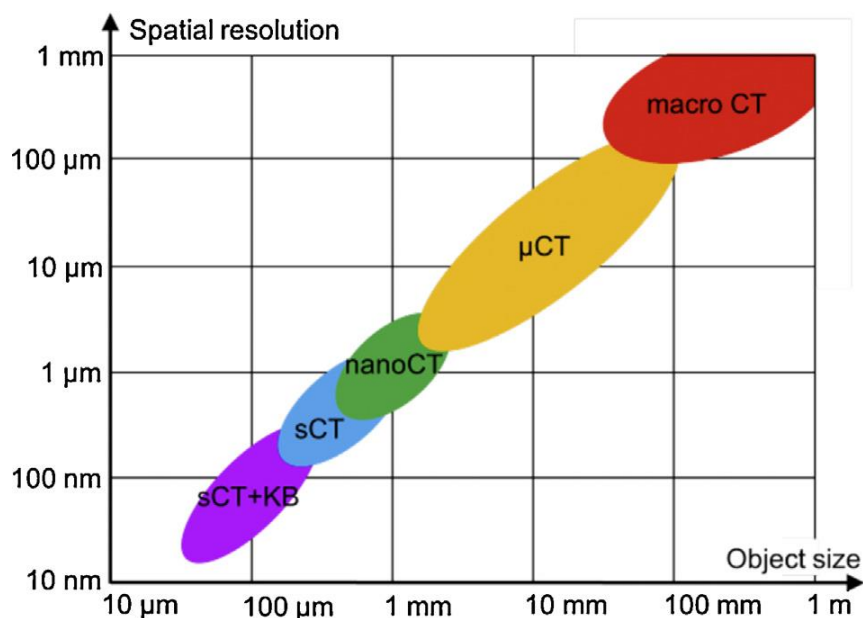
При СТ системи за анализ на материали и други промишлени приложения без нужда от разрушаване на обекта на изследване, са фундаментално различни от клинични скенери. В тези системи обектът се завърта под рентгенов лъч, докато рентгеновият източник и детекторът остават стационарни. Тук няма такива ограничения за интензитета на лъчение и той е по-голям от този, прилаган при клиничните СТ. Освен това, защото изискванията за резолюция и точност са различни, параметрите за сканиране обикновено се различават значително от тези при клиничните СТ (Kalender, 2011; Kastner, 2012). Разделителната способност и точността могат да бъдат коригирани с придвижване на оста на въртене, поддържаща обекта или по-близо източника (по-голямо увеличение на изображението и резолюция на пикселите, но повече размиване) или по-близо до детектора (по-ясни изображения, но по-малка резолюция) (Kruth, 2011). Това обикновено не е възможно при клиничните скенери, където оста на въртене е центрирана между източник и детектор. За разлика от клиничните скенери, при повечето СТ системи за материален анализ с индустриална употреба се прилагат геометрия на конусовидна гредка и детектори с плосък панел, при което се получава стократно намаление на времето за сканиране (няколко визуални разреза, измерени с едно завъртане) и добро качество на изображението (Goebbels&Zscherpel, 2011). Системи с геометрия на излъчвателния вентилатор и линейни детектори също се използват, особено за намаляване на разсейващите ефекти, когато трябва да се проникне на голяма дълбочина, използвайки тръби с високо напрежение.

ПАРАМЕТРИ НА СКАНИРАНЕ

→ РЕЗОЛЮЦИЯ

Много фактори влияят върху пространствената разделителна способност на реконструкциите, включително: размер на фокусното петно на рентгеновия източник, ефективност на детектора, увеличение, брой на проекциите, алгоритми на реконструкция и обработка на данни. Размерът на фокусното място е особено важно при определянето на качеството на изображението. Системи с размер на фокусното петно по-голям от 0,1 мм обикновено се наричат конвенционални СТ или макро СТ. Системите с микрофокус (mCT) имат големина на фокуса до един или няколко микрометра. При нано-фокусни системи (nanoCT) може да се достигне до размер под микрометър, който в момента е до

0,4 мм. Синхотронните СТ (sCT) системи може да достигнат до 0,2 мм резолюция, и с помощта на Kirkpatrick-Baez оптика (sCT + KB) в момента може да бъде достигната разделителна способност от 0.04 mm (Requena и сътр., 2009). Фигура 1 показва типични диапазони на пространствената резолюция за разглежданите томографски системи по-горе.



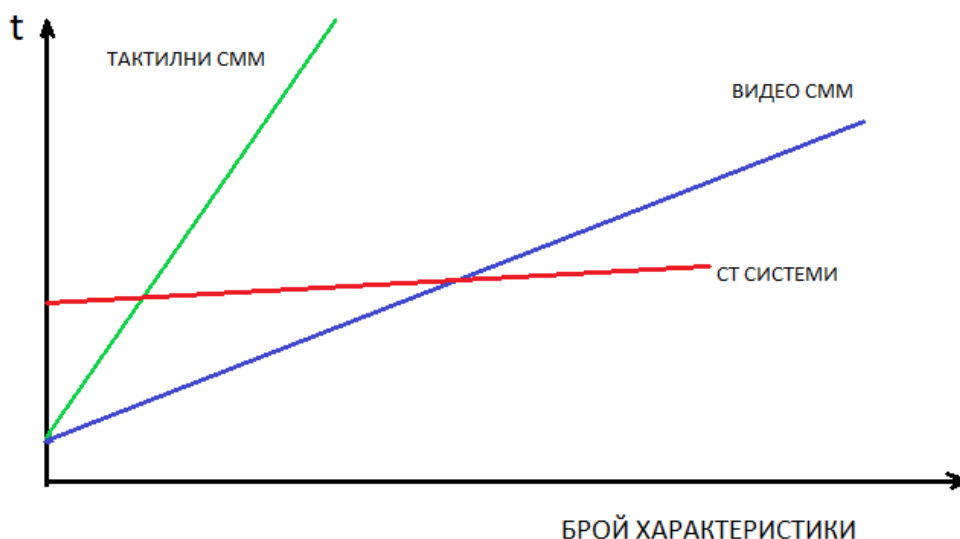
Фигура 1. Типични пространствени разделителни способности и размери на обекта (диаметър) за макро СТ, микро СТ, нано СТ, синхротронни СТ (sCT) и синхротронни СТ с KB огледала (sCT + KB) (De Chiffre и сътр., 2014)

→ СКОРОСТ НА СКАНИРАНЕ

Противно на координатните измервателни машини, в СТ системите времето за сканиране е независимо от броя на характеристиките на обекта (виж фигура 2). От друга страна, времето за сканиране зависи от редица параметри, включително: времето на експозицията, броя на проекциите и ефективността на обработка на данните (Kruth и сътр., 2011). Типично време за сканиране за промишлени СТ системи с конусен лъч в момента варира от няколко минути до един или няколко часове (Christoph и сътр., 2011).

→ ИЗМЕРВАТЕЛЕН ДИАПАЗОН

Съществуват много различни видове СТ системи: от настолни СТ с намален обем на измерване до СТ голям мащаб. Размерите на обекта, който може да бъде сканиран в тези системи, е ограничен от измервания обем между източника и детектор, и зависи и от: приложеното увеличение поради геометрията на конусовата греда, максималната дебелина на проникващия материал и способността на системата СТ за приложение на разширени процедури за сканиране, като например сканиране на регион, представляващ интерес, разширено сканиране на зрителното поле и спираловидно сканиране.



Фигура 2. Скорост на сканиране спрямо броя на характеристиките, които трябва да бъдат измерени: схематично сравнение на тактилни СММ, видео СММ и СТ системи.

→ МАКСИМАЛНА ДЪЛБОЧИНА НА ПРОНИКВАНЕ

Максималната дълбочина на материала, при която рентгеновите лъчи може да проникнат, зависи от коефициентът на атенюацията (вълнова абсорбация и разпръскване) на материала и рентгеновата фотона енергия. Типични стойности за обикновените материали са дадени в таблица 3; пълни таблици и графиките са налични в литературата (Chantler, 2000; NIST) Преди да сканирате, обектът трябва да бъде ориентиран така, за да се намали възможно най-много дебелината на материала. Оптималната ориентация на части също трябва да се сведе до минимум варирането на

дълбочината на проникване по време на въртене на обекта, с цел да се избегнете наситеността или погасяването на пикселите в рентгеновите проекции (Weckenmann&Kraemer, 2009).

Интензитет на лъчи	130kV	150kV	190kV	225kV	450kV
Стомана/керамика	5mm	<8mm	<25mm	<40mm	<70mm
Алуминий	<30mm	<50mm	<90mm	<150mm	<250mm
Пластмаса	<90mm	<130mm	<200mm	<250mm	<450mm

Таблица 3. Максимална дълбочина на проникване при традиционни материали
(Christoph&Neumann, 2011)

→ РЕНТГЕНОВА ДОЗА

Докато дозата радиация на сканиране е особено важна при клинични и биологични СТ, ефектите от експозицията на рентгенови лъчи върху сканирания обект често са незначителни при индустриалните СТ методи на изследване. Въпреки това, в някои случаи дозата на рентгеновите лъчи трябва да бъде ограничена, за да се избегне разграждането на изследваните материали, например в случай на полимери (Cardoso&Kawano, 1994) и за предотвратяване на специфични ефекти, като например цветна модификации в скъпоценни камъни (Pough&Rogers, 1947).

→ МНОГОФУНКЦИОНАЛНИ ВЪЗМОЖНОСТИ ЗА СКАНИРАНЕ

Възможността за анализиране на обекти, съставени от множество материали, е често изискване в някои индустриални приложения. СТ сканирането на такива обекти е свързано с трудности, дължащи се на различно рентгеново отслабване при различни материали и специфични изображения на артефакти (Verburg&Seco, 2012). СТ производителите предлагат различни решения, за да улеснят измерванията на обекти, съдържащи различни материали, чрез мултиспектрално сканиране, включително: мулти-материални таргети (например различни материали на индексирuема глава), СТ с двоен източник и енергийно чувствителни сандвич детектори (Fornaro&Leschka, 2011). Друг проблем, който се нуждае от особено внимание при извършването на СТ измервания на детайли с различни материали е идентифицирането на

адекватни прагове за правилно определяне на повърхността. При изграждането на статистически хипотези, резултатите имат статистическа значимост, когато е много малко вероятно да са настъпили при нулева хипотеза. По-точно, нивото на значимост, дефинирано за едно проучване, α , е вероятността изследването да отхвърли нулевата хипотеза, като се има предвид, че е била вярна и р-стойността на резултата, p , е вероятността за получаване на резултат в крайните стойности, когато нулевата хипотеза е била вярна. Резултатът е статистически значим, според стандартите на проучването, когато $p < \alpha$. Сигнификантното ниво за едно изследване се избира преди събирането на данни и обикновено се определя на 5% или много по-ниско, в зависимост от областта на изследване. Нивото на значимост α е прагът за p , под който провеждащият тест приема, че нулевата хипотеза е невярна и нещо друго се случва. Това означава, че α е и вероятността от погрешно отхвърляне на нулевата хипотеза, ако нулевата хипотеза е вярна.

→ ТОЧНОСТ

Както и при други системи за измерване (Carmignato и сътр., 2010; Wilhelm и сътр., 2001) неопределеността на измерването на СТ зависи от конкретния обект и специфичните параметри, избрани за процеса на измерване. Факторите, които влияят върху измерването на точността са изброени и обсъдени от Kruth и сътр., 2011. Резултатите от първото международно междулабораторно сравнение на СТ системи, използвани за измерване на размерите, през 2011 г. (Carmignato, 2012) показват, че точността на под-вокселно ниво е възможна за измервания на размери със СТ системи на артефакти. По-специално, сравнението показва, че грешки в измерването от порядъка на 1/10 от размера на воксела са достъпни за измервания на размерите, докато измерванията на формата са по-засегнати от влиянието на шума при СТ данни (Carmignato и сътр., 2012).

→ СОФТУЕРНИ ВЪЗМОЖНОСТИ

Обработката на данни играе важна роля в СТ технологиите, с нарастващите изисквания към високопроизводителните изчисления. В специфични индустриални приложения на СТ, може да се изискват специфични софтуерни възможности, особено за СТ анализ на данни. За тази цел няколко софтуерни решения вече са на разположение на пазара, позволяващи специфичен за задачите анализ на данните при СТ, включително: анализ на влакнести композитни материали, анализ на дебелина на стената, поръзност и анализ на включването, сравнение с номиналната CAD геометрия, координиране на метрологията и др. (Kruth и сътр., 2011). Като общо заключение

относно възможностите за сканиране, таблица 5 илюстрира възможността за извършване на измервания с помощта на СТ в сравнение с тактилните и оптичните СММ.

	Тактилни методи	Оптични методи	Томографски методи
Свобода при формата на обекта	•	•	•
Мекотта на материала		•	•
Микрометрия на обекта		•	Фиг. 9
Бързина на измерването		•	Фиг. 10
Вътрешност на обекта			•

Таблица 4. Сравнение между различни методи за изследване

Важна роля при анализирането на данните и подобряване на неговото качество и достоверност играят алгоритмите, използвани при обработка на получените изображения.

АЛГОРИТМИ

Конвенционалните методи за тестване с компютърна томография в началното развитие са неитеративни (ациклични) алгоритми, които имат предимството да са свързани с ниски изчислителни усилия, но те не могат да се адаптират към такива включващи предварителна информация или статистика, която не е с разпределение на Гаус. Повечето от в момента съществуващите итеративни томографски алгоритми се основават на методи, които отнемат много време, защото те се конвергират много бавно, ако въобще това е възможно. Целта е да разработи набор от инструменти за реконструкция на ограничени данни от изследване с компютърна томография. За постигането на тази цел се развиват алгоритми.

Реконструкцията на данни от томографски изследвания включва решаване на обратна задача, като се получава образ, който в някакъв смисъл най-добре съответства на наблюдаваните данни. Проблемите с възстановяването на изображение от наблюдаваните данни, могат да бъдат определени по следния начин: при налични вектори на получени при изследването данни y , се реконструира обекта, представен чрез вектора x , който е произведен от тези данни. Статистическата връзка между x и y може да бъде описана като $L(y, x)$, където $L(\cdot)$ е отрицателна вероятностна функция с натурален (Неперов) логаритъм. Функцията L се определя от физиката на обекта на изследване, геометрията на измервателната система и статистика на шума, който корумпира истинността на данните и възможността за тяхното разчитане. Решението за максимална вероятност за изчисляване на x от y е:

$$\hat{x} = \underset{x}{\operatorname{Argmin}} \{L(y, x)\} \quad (1)$$

Проблемът с това определяне на x е, че повечето обратните задачи са свързани с проблеми, в смисъл, че малки промени в y могат да доведат до големи промени в $\hat{x}$. Това е особено вярно за реконструкции с ограничени томографски данни, където дори и в случай без шум y може да не съдържа достатъчно информация, за да се определи напълно x ; т.е. проблемът е недостатъчно определен. При тези условия, е възможно добро определяне на x , само ако са налице предварителна информация или наложени ограничения при решаването на проблема с минимизирането, показан в уравнение 1. За съжаление, обичайните неитеративни методи (например, филтрирано обратно проектиране за задача с паралелни лъчи) обикновено не могат да бъдат адаптирани така, че да могат да включват допълнителни ограничения. Всъщност, дори не е възможно да се ограничи броят на променливите в x . Това е важен въпрос, защото физическите размери на тествания обект обикновено са известни на провеждащия тестове, и премахване на променливите в x , които съответстват на региони извън известните пространствени размери на обекта намалява неизвестността и помага да се преодолее проблемът с ограничени данни.

Друг сериозен проблем с не-итеративни методи е, че за такива методи $L(y, x)$ е предсказуемостта на квадратния корен от средноквадратурните грешки (root mean squared error of prediction, RMSEP). Методът на най-малките квадрати е подходящ за обичайното допускане на шум при Гаус, но не е подходящ за ниски енергийните нива или при проблемите с емисионната томография, където е необходимо предположението, че данните са Poisson-разпределени.

При неправилно поставени проблеми $\hat{x}$ обикновено е твърде голям и придружен с много шум. Общ метод за получаване на по-добри оценки е регулирането или санкционния вероятностен подход, който добавя Евклидовата норма и/или нормите за абсолютна стойност на $L(y, x)$. Регулирането в математика и статистика и по-специално в областта на машинното обучение и обратните задачи, е процес на въвеждане на допълнителна информация, за да се реши неправилно поставен проблем или да се предотврати прекомерното „overfitting“ (повдигане). При т.н. „overfitting“, статистическият модел описва произволна грешка или шум вместо основното съотношение. Повдигането се получава, когато даден модел е прекалено сложен, например има твърде много параметри спрямо броя на наблюденията.

Тези ограничения санкционират големи i . Често, регулирането не е достатъчно, за да се получи висококачествен образ, така че всяка допълнителна предварителна информация за неизвестните параметри трябва да бъде включена. Много свойства (като енергия, абсорбция и отражение) са по същество неотрицателни и добавянето на тези ограничения като параметри често много подобрява качеството на изображението. Освен това, често има физически причини за поставянето на горни граници върху резултатите при оценката. Резултатът е горна и долна граница за всеки компонент на вектора на изображението x . Ако обозначим комплекта от x вектори, които се подчиняват на обвързаните ограничения с S , след това уравнението с модифицираната максимална вероятност е:

$$\hat{x} = \operatorname{Argmin}_{x \in S} \{L(x, y) + \mu \|x\|_1 + \gamma \|x\|_2\} \quad (2)$$

където μ и γ са параметри, които определят санкционирането на размера на x , измерено, съответно, спрямо неговата абсолютна стойностна норма и неговата Евклидова норма.

Вторият проблем е броят на променливите в уравнение 1 или 2. Дискретизираното изображение съдържа определен брой пиксела (voxels), които дават като резултат X вектор със същата дължина. Конвенционалните итеративни нелинейни алгоритми за минимизиране използват Нютон или квази-Нютон техники, които изискват запазването на приближението на обратната функция на матрицата на втората производна на $L(y, x)$ по отношение на x . Получените матрици са твърде големи и изискват голям обем памет.

В случай на проблем, без ограничаващи рестрикции, както например в уравнение 1, методите, когато броят на променливите е твърде голям за конвенционалните квази-Нютон методи, са алгоритъм на конюгиран градиент (conjugate gradient algorithm), който всъщност дава информация

за втората производна без директно съхранение, както и методи на Квази-Нютон алгоритми с ограничена памет, които съхраняват нисък ранг сходимост до обратната матрица на втората частна производна. В математиката методът на конюгиран градиент е алгоритъм за цифровото решение на определени системи от линейни уравнения, а именно тези, чиято матрица е симетрична и положителна. Методът на конюгиран градиент често се прилага като итеративен алгоритъм, приложим към системи, които са твърде големи, за да бъдат управлявани чрез директно внедряване или други директни методи като декомпозиране на Cholesky . Такива големи системи често възникват при цифрово решаване на частични диференциални уравнения или оптимизационни проблеми. Методът на конюгиран градиент може да се използва и за решаване на неограничени проблеми на оптимизацията, като например минимизиране на енергията. Разработен е предимно от Магнус Хестенес и Едуард Стифел. Различните методи на нелинейни конюгирани градиенти търсят минимални нелинейни уравнения.

За дефинирани проблеми както в уравнение 2, конвенционалните оптимизационни техники обикновено позволяват само една променлива за всяка итерация за дефиниране на рестрикция, така че за много големи обратни задачи с рестрикции, тези техники са много бавни, тъй като са свързани с твърде много усилия за намиране на граници. Следователно, алгоритмите на стандартна итеративна томография се основават на алгоритми като тези, свързани с проекцията върху конвексните криви (projections onto convex sets - POCS), включително варианти на алгебричната техника на реконструкция (ART), както и на статистичеки алгоритми като алгоритъма на очакване-максимизиране (EM).

В математиката прогнозите върху изпъкнали множества (POCS), понякога известни като променлив метод на проекция, са метод за намиране на точка в пресечната на две затворени изпъкнали тела. Това е много прост алгоритъм и е бил преоткрит многократно. Най-простият случай, когато телата са афинитетни пространства, е от John von Neumann. Една афинна трансформация, афинна карта или афинитет (от латински, *affinis*, "свързан с") е функция между афинитетни региони, при която се запазват точки, прави линии и равнини, но не непременно ъглите между линиите или разстоянията между точките, въпреки че се запазва съотношенията на разстоянията между точките, разположени по права линия. Случаят, когато комплектите са афинитетни пространства, е специален, тъй като итерациите не само се сближават до точка в пресечната точка (ако се приеме, че пресечката не е празна), а в действителност до ортогоналната проекция на пресечната точка на първоначалния итерация. За общо затворени изпъкнали

комплекти граничната точка не трябва да бъде проекцията. Класическата работа по случая на два затворени изпъкнали комплекта показва, че скоростта на конвергенция на итерациите е линейна. Има разширения, които разглеждат случаите, когато има повече от един комплект, или когато комплектите не са изпъкнали или които дават по-бързи нива на конвергенция. Анализът на POCS и свързаните с него методи се опитват да покажат, че алгоритъмът се сближава (и ако е така, намира скоростта на конвергенция) и дали той се слива с проекцията на първоначалната точка. Тези въпроси са до голяма степен известни за прости случаи, но темата е за активно изследване на разширенията. Съществуват и варианти на алгоритъма, като алгоритъма за проекция на Dykstra.

Разширение на конюгативния градиентен алгоритъм, който включва ограничения върху променливите е, че включва т.н. "bending linesearch". Докато методът на Newton (виж <http://reference.wolfram.com/language/tutorial/UnconstrainedOptimizationNewtonsMethodRoot.html>) избира стъпка за изчисляване на производна, но валидността на тази стъпка е само доколкото квадратният модел на Нютон за функцията действително отразява функцията, при този метод се прави разширение чрез използване на посоката на избраната стъпка, но при контролиране дължината, чрез решаване на проблема на минимизиране в едно измерение. който позволява да се постигнат множество променливи за всяка итерация за рестрикции. Освен това, както при конюгативния градиентен алгоритъм без рестрикции, тя, в действителност, натрупва информация за втора производна с всяка итерация. Подходът включва деконволюция (метод за изчисляване на филтърните оператори (прогнозни филтри) за реконструкция на първичната рефлекторна вложка), интерпретация на петна, G 2-D паралелен лъч с ограничен изглед на рентгеновата томография, позволява реконструкции на издътци с конусовидни лъчи с произволни увеличения и ъглите извън равнината, също така е включена Евклидовата и абсолютната стойност като норма за санкциониране, което позволява добри реконструкции от много малко проекции, така че компютърното време не е от голямо значение. Увеличава се гъвкавостта на алгоритъма, за да позволи приложението му при проблеми с не-Гаусова статистика, за решаване на проблеми с други критерии от тези на най-малките квадрати. Това включва "стабилни" критерии, където, над някакъв праг, по-скоро линейен, отколкото квадратен, се използва подходящ критерий. Това прави възстановеното изображение по - малко чувствително към излишните данни в тези на проекцията. Използва се точна информация на втора производна при изчисляване на първоначална оценка на линейни изследвания, т.е. дължината на търсенето по вектора на посоката на търсене при статистика на Poisson.

КОМПЮТЪРНИ ТЕХНИКИ ЗА ВИЗУАЛИЗИРАНЕ

Разработването и тестването на нови композитни материали е важна област на научните изследвания в подкрепа на напредъка например в космическото инженерство. Разбиране на свойствата на тези материалите изисква разработване на методи на тестване на материални проби за идентифициране на недостатъци и изменения на материала. Тези процеси са свързани с инвестиране на време и усилия от страна на обучени човешките експерти, за да анализират резултатите от сканирането с компютърни томографи (СТ). Затова е нужно да се разработи автоматизирана система за идентифициране на аномалии в тези изображения, която да позволи оптимизация на процеса. Това може да се постигне на основата на регресионен алгоритъм за идентифициране на аномалии в изображения в сивата скала, като усилията са насочени главно върху приложението му за анализ на СТ изображения на въглеродно-фазови материали.

СТ изображенията, се запазват с 32-битова стойност на точността на оцветяващи точки, стойности в сивата скала представляващи интензитета на рентгеновите лъчи, които се връщат от скенера. Най - често срещаният тип увреждане на композитите е деламинация, водеща до въздушен джоб, който се появява в изображенията като тъмна зона (което означава по-висока интензивност). Това увреждане е видимо за невъоръжено око, въпреки че не винаги е очевидно и може да изисква регулиране на настройките за контраст на изображението. Тъй като изображенията се отличават с много шум - отклонения, причинени от допълнителни фактори водещи до разсейване на лъчите, фантомни петна и изкривявания на изображенията и границите на петната и светлите зони, деламиниранията са неправилни по размер и с различна стойност на сивото и могат да не са с добре обособени граници. Затова традиционни техники за обработка на изображения, като детекция на ръба (edge detection), "threshholding" и "blob detection" (с два основни класа детектори: (i) диференциални методи, които се основават на деривати на функцията по отношение на позицията и (ii) локални екстремуми, които се основават на намирането на местните максими и минимуми на функцията) не са ефективни самостоятелно като средство за идентификация на дефекти.

Тъй като характеристиките на разслояване не са добре дефинирани (т.е. те не са винаги със същия размер, форма или стойност на сивото), тази теза вместо това третира тяхното идентифициране като проблем, отнасящ се до откриване на аномалия. Приема се, че композитният материал следва обща тенденция, която може да бъде идентифицирана в изображението и повредените области са части от изображението, които се отклоняват от тази тенденция. Тази теза въвежда

нова техника за откриване на аномалии в изображенията в сивата скала, с приложение за откриване на деламинации в СТ сканиране на материали от въглеродни фибри. Използва се регресионен подход за определяне на очакваната обща тенденция.

За идентифициране на очакваната тенденция на материала се използва регресионен подход, а стойностите на отклоненията от нея се идентифицират спрямо тази тенденция. Техниката се базира върху многократни приложения на регресията на алгоритъм за обработка на изображението.

Алгоритъмът е базиран на подход, при който всяко двуменционално изображение е разделено на поредица от едноизмерни сигнали, всеки от които представлява един ред пиксели. За всеки сигнал е включен модел с множествена линейна регресия, чрез който се установяват извънредни стойности. Техниките за изглаждане и контрол на качеството помагат за по-добра дефиниция на границите на отклонението и премахването на шума, както и множество регресионни проби се комбинират за получаването на крайния резултат. Алгоритъмът е тестван в сравнение с резултати, получени чрез други методи. Експерименталните резултати подкрепят ефективността на техниката, като откриват 92% от аномалии, характеризира формата и размера им със средна прецизност от 78%, покриваемост от 88%, средно квадратично (RMS) отклонение на стойностите от тяхната средна стойност от 11,2 пиксела, и разстояние на Хаусдорф от 50 пиксела.

Въглеродните фиброзни материали, от друга страна, има много по-малко уеднаквена структура, тъй като са композитни. Състоят се от малки нишки от въглерод, които са изтъкани в слоеве. Те се появяват при СТ сканиране като много разнообразна повърхност с множество повтарящи се елементи, като например прави линии, съответстващи на структурните елементи на материала. Често срещана аномалия, която се среща във въглеродното звено, е деламинацията, където слоевете на материала са се отделили един от друг. Това може да се случи или чрез отрязване на слой от барове от ламината, или чрез пукнатина в самата ламинатна матрица. Деламинациите се появяват като малко по-тъмни области, но не винаги лесно се отличават от материала, който ги заобикаля и нямат добре определени граници. Настройването на контраста може да помогне за визуално идентифициране на повредения регион. СТ скенер на един обект може да се състои от стотици или дори хиляди изображения, а в много случаи увреждането едва ли е видимо с просто око и може само да се идентифицира чрез продължително настройване на контраста. Сегментирането им ръчно е изключително трудна задача и изисква добре обучено око. Опит за идентифицирането и характеризирането на дефекти в металните материали чрез анализ на СТ

изображения е направен с подхода на Liao&Li (1998), където за анализиране на изображението се използва крива за всяка линия, основана на наблюдението, че заваръчните шевове имат очакваното нормално разпределение в стойностите в сивата скала за всеки x-сигнал. Wang и Liao (2002) въвеждат система за идентифициране на дефектите при заваряване, като се използва набор от техники за обработка на изображенията в комбинация с подхода на fuzzy k-nearest neighbors на Keller, Grey и Givens и MLP невронно мрежови класификатори. Алтернативен подход, използващ класификатори на невронна мрежа се разглеждат в труда на da Silva и сътр. (2004). Въпреки това, предвид сложността на композитите в сравнение с неръждаемата стомана, тези техники не са били използвани при анализ на невъглеродни влакна.

АЛГОРИТЪМ ЗА ОТКРИВАНЕ НА ДЕФЕКТИ В КОМПОЗИТНИ МАТЕРИАЛИ

Съществуват редица начини за класифициране на проблема с откриване на дефекти посредством изображенията при материални проби. Един от тях е разглеждането на задачата като откриване на аномалия. Откриването на аномалии е добре развита област в много направление в статистиката, обаче, съществува сравнително малко литература по проблема за откриване на аномалии в изображения. Друг потенциален начин за подход към проблема е чрез сегментиране на изображения или чрез решаване на задачата за разпознаването на обекти. Edge detection и blob detection са добре развити теми в компютърната визия, но не са доказали ефективността си за изображения при нивото на сложност, показана от СТ сканирането на въглеродни влакна. В тази обща област на компютърното визуализиране съществува широка гама литература. Сегментацията е изследвана от началото на 70-те години на миналия век, както и предишни опити за използване на техники като групиране и метода на Markov за случайните области за разделяне на изображения в региони (Szeliski, 2010, стр. 269-274). Докато тези съществуващи техники не са били използвани за откриване на аномални зони в изображенията на композитни материали, свързаната литература за сегментирането на Unnikrishnan, Pantofaru, и Hebert (2007) ще бъде полезно ръководство при оценката на успеха на подхода.

Откриването на обекти е широко използвано при откриване и разпознаване на лица, където клъстеринг, невронни мрежи, поддържащи векторни машини и стимулиране са допринесли за успешни алгоритми (Szeliski, 2010, стр. 660-663). Тези подходи обаче не са толкова ефективни при физико-базирани изображения на материали. Регресионният подход се подпомага от наличната богата литература, свързана с обработка на сигнали. Регресионните техники са използвани преди това в обработката на изображения, в частност силни регресионни техники като теза на Szeliski

(2010, стр. 234) и Meer, Rosenfeld и Kim (1991) сходни с този регресионен подход. Техники за машинно обучение са приложени към техниките за безразрушителен контрол по метода на Lamb-вълната (Peng и сътр., 2013), както и вибрационен анализ (Feklistova и Hein, 2012), но не са успешни при анализа на СТ сканирания на въглеродни нишки.

ГРАНИЦИ НА ЗОНИ НА ОТКЛОНЕНИЯ В СКАНИРАНИ ИЗОБРАЖЕНИЯ

Някои изображения, произведени от скенерите за компютърна томография, съдържат много тъмен граничен район. Тази тъмна граница предизвиква проблеми при работата с регресионни линии, тъй като линията ще трябва да се огъне рязко на всеки край, за да вземе предвид и граничните пиксели, вероятно генерирайки отрицателни стойности. Следователно е необходимо премахването на тези граници за ефективно обработване на изображението. Възможно е използването на сравнително прост процес за премахване на границата в това проучване, което може да не е генерално приложим за всички изображения, но който работи добре при тези, представени тук. Изображението е разделено на сигнали, всеки от които представлява линия пиксели в x - или y -посока. За всеки сигнал се изчислява средната стойност на сигнала. Тъй като се очаква граничните пиксели да бъдат значително по-тъмни от останалата част от изображението (в повечето изображения, наблюдавани за това изследване, средната стойност на граничните пиксели е много близка до 0, докато типичната стойност на материала е над 15), се очаква че граничните пиксели ще лежат доста под средната стойност. Освен това, приносът на граничните пиксели към средната стойност ще гарантира, че повечето пиксели в материала ще бъдат над средната такава. Започвайки от единия край на сигнала, всеки пиксел се сравнява със средния. Ако стойността му е под средната, той се премахва от изображението. Движението напред с премахване пикселите продължава до достигане на пиксел, който е с по - висока от средната стойност, в който момент се приема, че е преминато през материала. Същият процес се завършва от другата страна на сигнала.

ИЗГЛАЖДАНЕ НА ИЗОБРАЖЕНИЕТО

Изображенията, получени чрез СТ сканиране на композитни материали, често съдържат висока степен на шум. Съседните пиксели могат да имат значителни разлики в стойностите, въпреки че

материалът би трябвало да е със сравнително хомогенни характеристики. Изглаждането или замъгляването на изображението намалява тези локални вариации и позволява по - добро разбиране на действителната локализирана тенденция в изображение.

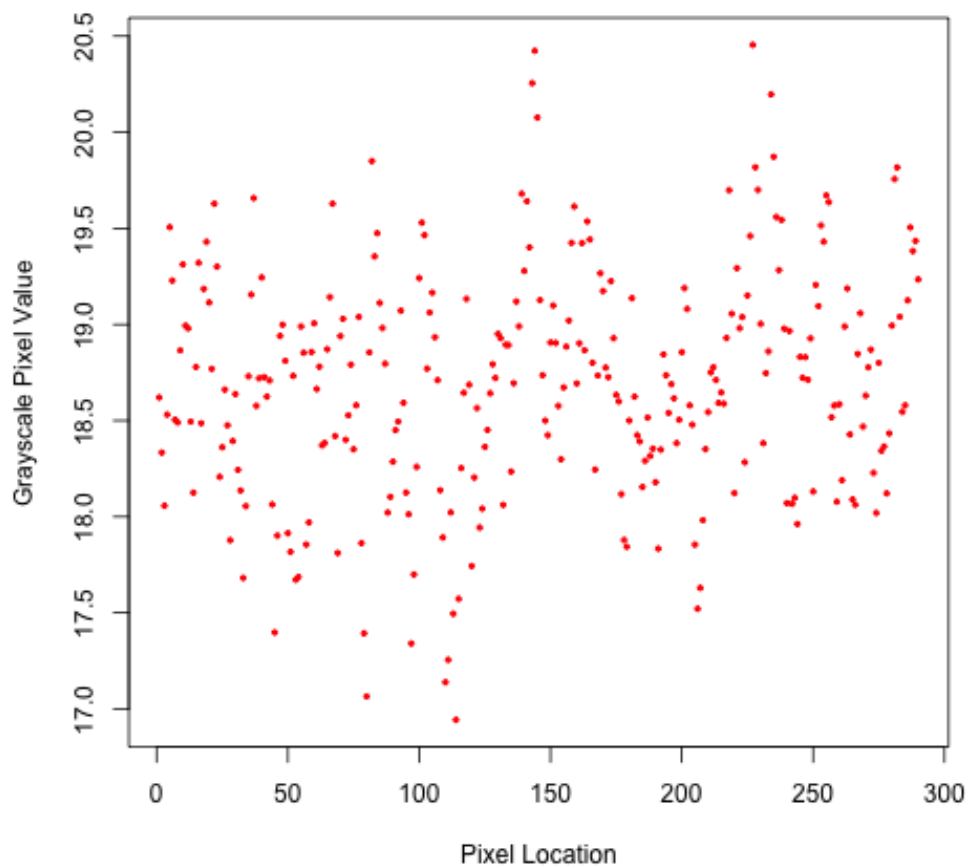
Фигура 3 показва изглед отблизо на деламинация, която показва високото ниво на локална вариация в пикселната стойност. У сигналът през центъра на изображението на Фигура 4, показва, че дори в зоните на деламинация (центриране около регион 100 и регион 200), показва че много пиксели попадат в същия диапазон като околните райони. Изчисляването на регресионен модел за този сигнал ще доведе до това, че само няколко от пикселите в зоната на деламиниране ще бъдат идентифицирани като отклонение. Следва да се обърне внимание, че не е лесно да се види къде се намира деламинацията при визуална проверка на сигнала, тъй като само разпръснатите отделни пиксели се появяват като крайни стойности.

Изглаждането включва изчисляване на някои статистически данни, обикновено някаква форма на средна стойност в регион с някакъв размер около всеки пиксел в изображението и замяната с пикселната стойност с новата такава.



Фигура 3: Близък поглед на деламинацията, показана на фигура 15, показваща високото ниво на локализирана вариация в пикселната стойност.

Няколко вида линии за изглаждане могат да се използват за размазване на изображения, с различни последващи свойства. Тази теза предлага използването на филтър на средната стойност за изображения при БК на въглеродни нишкови материали. Докато този филтър понякога е желателен поради неговите свойства на запазване на ръбовете в ограничени случаи (Arias-Castro и Donoho, 2009), създава проблеми за изображенията, където деламинациите са едва видими. Това често е само едно струпване от много тъмни точки, които показват наличието на деламинация, като по-голямата част от точките се отклоняват малко от тези в околния регион. Това ще отстрани влиянието на този малък регион от значително различни точки, оставяйки деламинацията неоткриваема. От друга страна, средният филтър разпространява влиянието на тези точки, така че да създава област с по-ниски от очакваните стойности на пикселите, които можем да идентифицираме.



Фигура 4: Y-сигнал през центъра на изрязаното изображение,

показано в предишната фигура

В идеалния случай бихме искали да изгладим шума на изображението без прекомерно изглаждане, тъй като изглаждането ще намали способността да се различават детайлите на изображението. С цел да се определи оптималния размер на филтъра, вариацията се изчислява за редица региони от различен размер в няколко образеца от изображения, където не е имало деламинация. Тестване показва, че това е подходящ размер на изображението за тези предвидени за анализ в това проучване, така че за тази цел беше приета средна стойност на филтъра от 41 x 41 пиксела; други изображения от други СТ машини или машини с различни настройки може да изискват различен размер на филтъра. Този метод на анализ на вариацията може да бъде автоматизиран, за да се определи подходящият размер на филтъра, като се даде нов тип проба.

РЕГРЕСИОНЕН АЛГОРИТЪМ

Регресията на алгоритъма е нов подход към обработката на изображения, в който изображение е разделено на поредица от сигнали, които ще бъдат обработвани отделно. Всеки ред от пикселите в посока x (тоест от ляво на дясно) ще стане индивидуален сигнал, както ще е и всеки ред пиксели в посока y (отгоре надолу). Изображение с разделителна способност от 800 пиксела хоризонтално и 900 пиксела вертикално ще бъде разделено на 800 x -сигнали и 900 y -сигнали.

Всяка отделна линия от пиксели се подлага на регресионен модел. Прогнозиран интервал се изчислява и всички пиксели извън този интервал се считат за извънредни за този сигнал. След като всички x и y сигнали са изчислени за изображение, всеки пиксел ще се е появил два пъти, веднъж в един сигнал x и веднъж в y -сигнал. Ако пикселът е бил идентифициран като отклонение и в двата сигнала, ще означава, че е нарушена общата тенденция на изображението в двете посоки и ще се счита за аномалия в изображението като цяло.



Фигура 5: Същото изображение, както е показано на Фигура 3, след изглаждане с 41 x 41 филтър на средната стойност.

Подходът с описаният регресионен алгоритъм позволява висока степен на чувствителност, тъй като редуцира проблема с идентифицирането на аномалиите до едно измерение. Предвижда се, че аномалиите, които са незначителни в цялостния контекст на образа, ще бъдат съществени и идентифицируеми аномалии в контекста на поне някои отделни сигнали, за да се получат извънредни стойности. Също така се избягва сложността на опита да се моделира цялото изображение едновременно, защото тогава значителното отклонение в стойността и шума в цялото изображение може затруднят откриването на сравнително малки отклонения, представени чрез деламацията.

→ МНОЖЕСТВЕНА ЛИНЕЙНА РЕГРЕСИЯ

Традиционната линейна регресия се основава на прилагането на модела на най-малките квадрати. След като е изчислен регресионен модел, е възможно да се създаде прогнозен интервал около този модел, задаване на минимални и максимални стойности, в рамките на които определен

процент от данните се очаква да бъде (M. H. DeGroot и M. J. Schervish, 2012, стр. 716). Основният регресионен модел, използван в това проучване, използва интервал на прогнозиране 95%.

Докато традиционната регресия на най-малките квадрати е мощен инструмент, тя е много чувствителна по отношение на крайните стойности. По-специално, тя прави предположението, че шумът в сигнала ще бъде с нормално разпределение (Alma, 2011). Това означава, че точките от данни, които се отклоняват значително от прогнозираната тенденция, могат да доведат до значителни промени в модела, изграден на база на данните (тъй като квадратните грешки, допринесени от тези точки, ще бъдат много високи). За да се създаде модел на общата тенденция на фона на сигнала, без голямото влияние на локализираните аномалии, методът на най-малките квадрати не е подходящ. Тъй като деламинациите вероятно ще предизвикат излишъци, които нарушават нормалното разпределение при линейна регресия, а стандартната линейна регресия не е подходящ инструмент.

Нужна е регресионна техника, за да се създаде модел, който не е силно повлиян от отдалечени точки в опашката на разпределението и не разчита на предположението, че шумът ще бъде с нормално разпределение (Alma, 2001). Има различни регресионни методи, но по същество е нужен повтарящ се процес, при който моделът се прилага, а след това прогнозните променливи се претеглят по стойността на остатъчната грешка, за да се намали влиянието на точките, които допринасят в модела за най-значителните количества грешки. Един от начините за провеждане на това изчисление използва M-коефициенти, което е по подразбиране метод, приложен в метода `rlm` на програмния език на R (Venables & Ripley, 2002). `Lm` функцията използва метода на най-малки квадрати Ordinary Least Squares (OLS) за намаляване на остатъците. Докато функцията `rlm` използва M - коефициенти. OLS е много чувствителен към извънредни стойности, докато методът с M - коефициенти не е такъв. Фигура 24 показва същите данни, както е показано на Фигура 23, този път с линейна регресия, с M-коефициент. Така тя предлага много по-добра цялостна връзка с общата тенденция на данните.

Статистически оценки с висока прагова точка, основани на тримиране, са оценки устойчиви на определен вид нарушения на условията на избрания статистически модел. Нестрого казано прагова точка на една оценка на параметър е максималното допустимо „замърсяване“ в данните, при което статистическите оценки са робастни. Естествено е да се очаква, че прилагането на стандартни статистически методи, когато условията на модела са нарушени, може да доведе до неточни или погрешни статистически изводи. Като цяло методите на робастната статистика за

моделиране и анализ на данни са насочени към построяване на устойчиви оценки на параметрите и свързаните с тях критерии и доверителни интервали не само когато данните се подчиняват на предполагаемото разпределение, но и когато това е изпълнено само частично. Праговата точка е максималната част от наблюдения на извадката, които могат да бъдат заместени с произволни стойности така, че абсолютното отклонение на оценката от оценявания параметър да не може да приема произволно големи стойности.

В този труд традиционната М-оценка е с ниска прагова (breakdown) точка по подразбиране, което означава, че очакваният размер на аномалията е малък спрямо общия сигнал.

→ ИДЕНТИФИКАЦИЯ

Регресионният алгоритъм идентифицира пиксели, които достатъчно отчетливо попадат извън интервала за прогнозиране, генериран около регресионната линия. При много трудно видими разслоявания само няколко пиксела са достатъчно тъмни, за да се квалифицират като дефект. В тези области обаче често има голям брой пиксели, които падат под регресионната линия, много повече отколкото се предполага при случайно разпределение. Тъй като деламинациите изглеждат тъмни зони при изображението и тъмните пиксели имат по-ниска стойност в сивата скала, вероятно клъстерът на тези пиксели под регресионната линия също е част от деламинацията. За да се идентифицират тези области, където голям брой пиксели се отклонява леко от тенденция в същата посока, е създаден процес, заимстван от техниките за статистическото контрол на качеството.

Статистическата теория за контрол на качеството използва кумулативна сума за идентифициране на области, които колективно представляват отклонение от тенденцията, дори ако няма отделни точка при данните, които да представляват крайно отклонение. Такава функция може да измери кумулативната сума от остатъчните (резидуални) стойности около сигнала. Ако резидуалните стойности са с разпределението на Гаус, кумулативната сума трябва да остане близо до нулата, но ако сигналът започне да се отклонява за значителен брой точки при данните, кумулативната сума ще нараства, представляваща отклонение от очакваното разпределение (Montgomery, 2009).

Този алгоритъм не използва подхода на кумулативната сума, а по-опростен алгоритъм, много по-интелигентен, вдъхновен от тази линия на мислене. За всеки сигнал, при които се идентифицира излишък или група съседни отрицателни стойности, се изследва също и областта около тези крайни стойности. Алгоритъмът се измества към външните пиксели за проверка и ги добавя като

дефекти, ако те лежат под регресионната линия. След като се появи пиксел, който падне върху или над регресионната линия, се приема, че аномалната област е приключила и няма повече пиксели за проверка. По същество това предполага, че разслояването ще се появи като тяло в сигнала, и че ръбът на това тяло ще е над регресионната линия. Това изглежда да е сигурно предположение, особено след като създаването на тъмните пиксели на деламинацията ще издърпа регресионната линия в областта около нея, а пикселите, съставляващи неповредения материал, ще бъдат над линията.

→ МЕТОД НА АГРЕГИРАНЕ

Събирането на данни, взети с течение на времето, е някаква форма на произволна вариация. Съществуват методи за намаляване или анулирането на ефекта, дължащ се на случайни вариации. Често използваната техника в промишлеността е "изглаждане". Тази техника, когато се прилага правилно, разкрива по-ясно основната тенденция, сезонните и цикличните компоненти. Има две отделни групи изглаждащи методи: методи за осредняване и експоненциални методи за изглаждане.

Докато техника на изглаждане, описана по-горе, позволява откриването на незначителни аномалии, това означава също, че аномалиите с добре дефинирани граници и със значително различни стойности на пикселите са замъглени в по-големи области. Когато се комбинира с контрол на качеството, това може да означава, че много малки, но тъмни области могат да произвеждат големи региони, които не представляват истинския размер на аномалията. За противодействие на това се използва подход от три части. На първо място, регресионният алгоритъм се прилага след изглаждане и с идентифициране на обема, с прогнозен интервал, изчислен на 95%. Това идентифицира големи региони, които представляват интерес и могат да съдържат аномалии. Във второто изпълнение регресионният алгоритъм е приложен без изглаждане на изображението или прилагане на идентификация с предварително зададено изображение, с прогнозен интервал изчислен на 90%. Това идентифицира всички пиксели, със значително отклонение от общата тенденция, но без въвеждане на причиненото замъгляване чрез изглаждане.

Като последна стъпка, всички пиксели, идентифицирани като аномални във второто изпълнение, се премахват от изображението. Това актуализирано изображение след това се изглажда и се прилага алгоритъм за кръстосана регресия с идентифициране чрез определяне на праг на

интервала за прогнозиране от 99%. Обърнете внимание, че този по-висок праг на интервала за прогнозиране е необходим, защото премахването на най-важните отрицателни стойности намалява средната квадратична грешка на модела ($\Delta x_q = \sqrt{[(\Delta x_1)^2 + (\Delta x_2)^2 + \dots + (\Delta x_n)^2]/n(n-1)}$). Тестовите показват, че този проблем е довел до определянето на голям брой пиксели като аномални при прагове под 99%. Целта на този трети курс е да се идентифицират области, които не са със значителни, очевидни крайни стойности (тъй като те са били отстранени), но където има тенденция на незначително отклонение от регресионната линия, която може да се очаква при леко видимо разсояване. И трите цикъла използват алгоритъма за кръстосаната регресия за да се идентифицират пикселите, които са отклоняващи се както в x, така и в y-посоките. За да се счете, че даден пиксел е отклонение в резултата, трябва да се появи като отклонение в първия, но и във втория или третия етап. На този етап всички свързани региони на аномалии са идентифицирани и се изчислява сумата на резидуалните остатъци във всеки регион.

Един потенциален недостатък при използването на три етапа на алгоритъма би било увеличеното генериране на фалшиви положителни резултати, защото всеки етап ще произведе някои фалшиви положителни резултати, които могат да се различават при отделните етапи. Този недостатък се ограничава от изискването, че пикселите трябва да се проявят като извънредни в първия етап, за да се считат за аномални, което ограничава потенциалните фалшиви положителни знаци до пикселите, които са идентифицирани в този етап. Докато вторият и третият етап ще доведат до извънредни пиксели в образа, но по-голямата част от тях ще бъдат елиминирани, тъй като те попадат извън зоните, идентифицирани в първия етап. А фалшив положителен пиксел би трябвало да бъде идентифициран като извънреден два пъти, за да се появи в крайния резултат. На практика, както показват резултатите, това води до по-малко фалшиви положителни резултати, отколкото биха могли да се получат при само един етап.

→ АНАЛИЗ НА ПРОЦЕСА

Филтър на осреднена стойност може да бъде приложен, като се използва техниката на интегрални изображения. Интегралните изображения са въведени от Crow (1984) като техника за подобряване на скоростта на рендериране (процес на генериране на изображения от модел) на графични структури при множествено скалиране в перспективни проекции. Оттогава тази техника се използва за редица приложения. Най-популярните примери са бързо нормализираната

кръстосана корелация, рамката за откриване на обекти на Viola-Jones и трансформацията на ускорената функционалност - Speeded Up Robust Feature (SURF).

Алгоритъмът се основава на едноетапно етикиране на свързаните компоненти (connected-component labeling). Етикетирането на свързани компоненти се използва в компютърното визуализиране за откриване на свързани региони в двоични цифрови изображения, въпреки че могат да се обработват и цветни изображения и данни с по-голяма величина. Когато се интегрира в система за разпознаване на изображения или интерфейс за взаимодействие човек-компютър, свързаното етикетиране на компоненти може да работи с различни информации. Извличането на "blubs" - региони в изображението с определени свойства, обикновено се извършва върху полученото двоично изображение от етап с прилагане на праг. Тези региони могат да бъдат преброени, филтрирани и проследени. Извличането на такива области с определени свойства е свързано, но е различно от откриването на такива.

ИЗСЛЕДВАНЕ

Няколко показателя са полезни при оценката на успеха на подхода. Точност и покриваемост са техники на ниво пиксел, базирани на изчисляването на истински и фалшиви положителни и негативни стойности. Друг метод за идентифициране на грешките при измерване е сравняването на средното квадратично отклонение (RMSD) на идентифицираната граница на областта на дефекта с действителната такава. Валидността на различните показатели се базира отчасти върху очаквания модел на използване за софтуер, разработен с помощта на алгоритъма, представен в тази теза. Полезно е да се разгледа разнообразието от потенциални случаи на употреба и да се представят резултати, които показват как алгоритъмът ще се представи в тези случаи. Един потенциален случай на използване би бил софтуерът да функционира като помощ в процеса на анализа. Това би могло да доведе до полуавтоматичен процес, при който алгоритъмът анализира данните, а след това резултатите се потвърждават от човешкия експерт. Например, софтуерът може да идентифицира възможни региони на интереси (ROI) и да ги представи на специалиста, подредени по важност с цел проверка. Ако софтуерът точно класира регионите, на експерт биха могли да бъдат представени региони на потенциални дефекти, с цел да бъдат потвърдени от него. Накрая софтуерът ще представи ROI с по-малка вероятност да се представят действителните дефекти, специалистът може да реши дали да избере да ги прегледа. Този случай на употреба е позволен за по-голям брой фалшиви положителни съвпадения, стига софтуерът да е в състояние точно да степенува регионите на потенциални дефекти според вероятността да характеризират

размера и формата на щетите в регионите, които са определени като валидни. Вторият случай на употреба би бил като напълно автоматизиран процес, където се приема, че всички региони, идентифицирани от софтуера, представляват реални щети. В този случай проблемът при фалшиви положителни данни е много по-висок.

БАЗА ЗА СРАВНЕНИЕ

За да се осигури надеждна визуална инспекция, която би могла да осигури възможността за сравнение и с това остойностяване на изпълнението на техниката върху образи с различна степен на трудност за откриване на дефекти, има комплект от симулирани изображения. Те са създадени, използвайки фонове изображения от истинска въглеродна проба без никакви повреди, наложена с дефекти, които са били ръчно сегментирани от четири други реални изображения. За всяко изображение, състоящо се от истинско изображение на въглеродни нишки е избрана една от четирите форми на дефект; в някои случаи размерът е променен, за да бъде по-голям или по-малък. Формата на разслояване, която е избрана, е използвана за създаване на седем изображения. Във всяко изображение изображението на дефекта е наслагано върху реалното фоново изображение, като началната пикселна стойност на формата на разслояване се различава при всяко изображение, вариращо от много тъмно (и лесно се да види срещу фоновото изображение) до много леко (и едва различаващо се от фона. Тъй като деламинациите са били вмъкнати умишлено, техният точен размер и местоположение са известни. Допълнително тестване е извършено с втори комплект, състоящ се от реални изображения от две проби въглероден материал, които са ръчно сегментирани в двоични стойности от специалист (с всеки пиксел, означен като аномален или доброкачествен). Този набор дава представена представа за това колко добре се изпълнява техниката на действителните данни, но те разчитат на предположението, че ръчното сегментиране *е извършено точно*.

АНАЛИЗ НА РЕЗУЛТАТИ ОТ ИЗСЛЕДВАНЕТО

Изпробването на симулираните данни показва обещаващи резултати във всички различни нива. От интерес е, че алгоритъмът генерира нула фалшиви положителни региони на интерес (ROI) - т.е. всеки идентифициран район на интерес включва или цялата област на действителния дефект или част от него. Алгоритъмът е ефективен по отношение на размера и формата на разграничаването, със средна прецизност от 78%, покриваемост от 88%, RMSD от 11.2 пиксела и разстояние на Хаусдорф от 50 пиксела. Пълните резултати са представени в таблица 5.

Метод	1	2	3	4	5	6	7	Средно
Точност	55%	59%	59%	74%	84%	89%	90%	78%
Покриваемост	47%	83%	89%	98%	99%	99%	100%	88%
RMSD	10.2	14.4	13.8	11.5	9.3	8.0	6.9	11.2
Хаусдорф	103.0	48.1	46.6	38.0	34.3	32.7	27.6	50.0
% на открити региони на интерес	63%	89%	91%	100%	100%	100%	100%	92%

Таблица 5: Резултатите от симулирания реален дефект, като трудността се движи от най - висока (1) до най - минимална (7).

ЕКСПЕРИМЕНТИ

Направени са експерименти свързани с изследването на различни метални покрития. Металните покрития намират широко приложение в антикорозионната практика. Тези покрития не само защитават от корозия, но и предават на повърхността редица ценни физико-механични свойства като: твърдост, износоустойчивост, електропроводимост, запояемост, добър външен вид и др. В зависимост от полярността на покритието по отношение на защитаваания метал, те се групират в две групи – катодни и анодни. Металните покрития биват основно никелови, хромови, медни. Съществуват покрития с редки метали - сребърни и златни, с други редки метали. Металните покрития се нанасят посредством следните основни методи: потапяне в разтопен метал, метализация чрез разпрашаване, термодифузионен метод, термомеханичен метод, галваничен метод, химично отлагане.

В много случаи на практиката се използват покрития с дебелина от порядъка на $10 \div 20 \text{ }\mu\text{m}$. Линейното износване на такива покрития, свързано с деформирането, приработването и разрушаването им поднася големи метрологични трудности. Например ако трябва да се проследи приработването на едно такова покритие, то по общия закон на трибологията би следвало линейното износване L да се представи аналитично като функция на времето t във вида:

$$\frac{dL}{L} = \eta_1 \frac{dt}{t} + \eta_2 \frac{dt}{t} + \eta_3 \frac{dt}{t}$$

където η_1, η_2, η_3 са парциалните контактни потенциали на износващото се покритие на съответните три епата на износване – приработване, стационарен режим, патология.

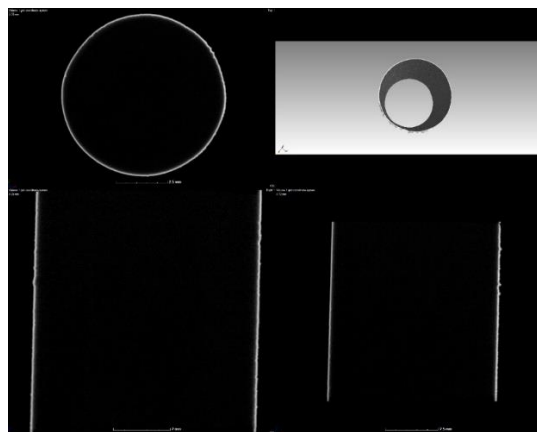
Задачата за изследване на износването се усложнява многократно, т.к. и без това тънкото покритие трябва да се разбие на три участъка и за всеки от тези участъци да се построи закона за износването. Всички това предполага наличие на методика с изключителна разделителна способност и възпроизводимост.

ИЗМЕРВАНЕ ДЕБЕЛИНАТА И РАВНОМЕРНОСТТА НА ПОКРИТИЕ С ТОМОГРАФ

Измерване дебелината и равномерността на хромово покритие върху алуминиеви образци беше извършено в Лаборатория SMARTLAB на ИИКТ-БАН с Индустриален томограф ХТН 225, по задание на Института по металознание във връзка със съвместни проекти – фиг. 6.



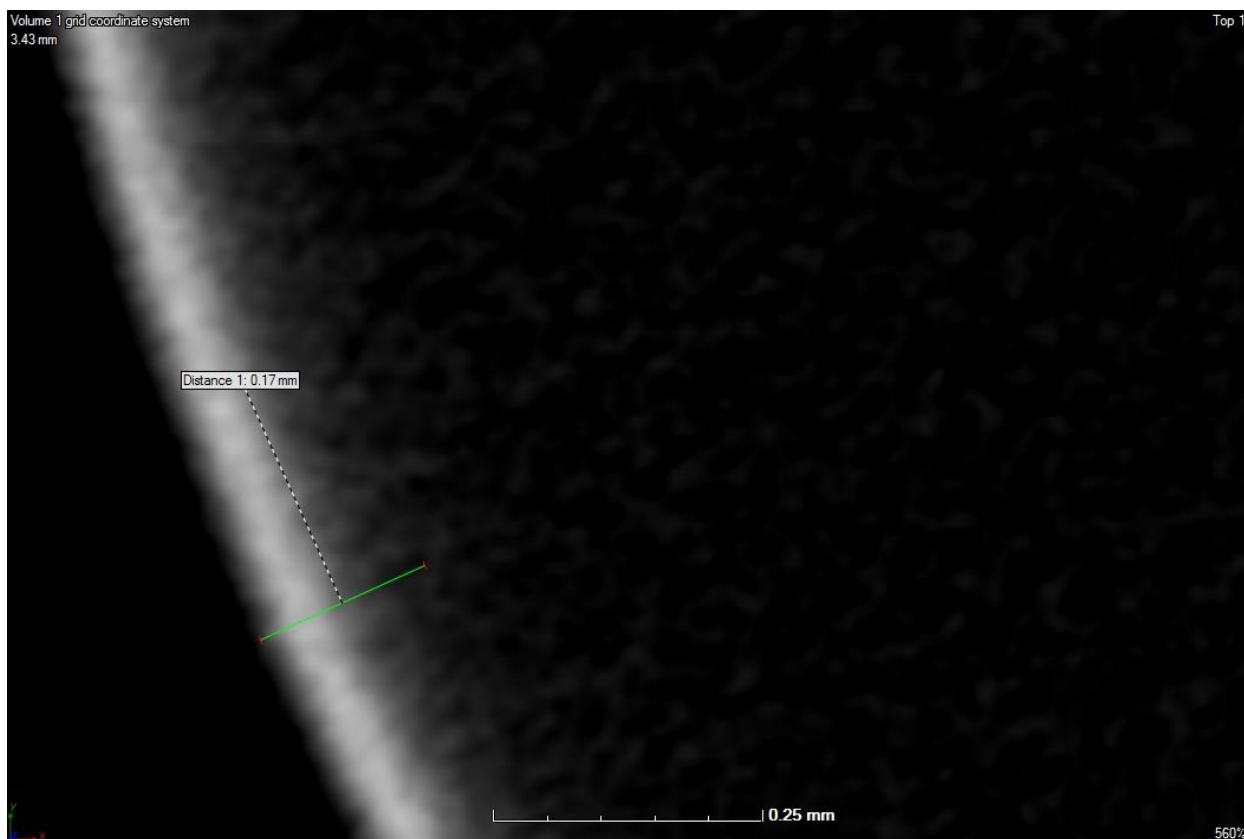
а) Изследван детайл



б) 3Д изглед и три сечения

Фиг. 6. Алуминиев детайл с хромово покритие

На фиг. 7 е показана дебелината на хромовото покритие (17 микрона).

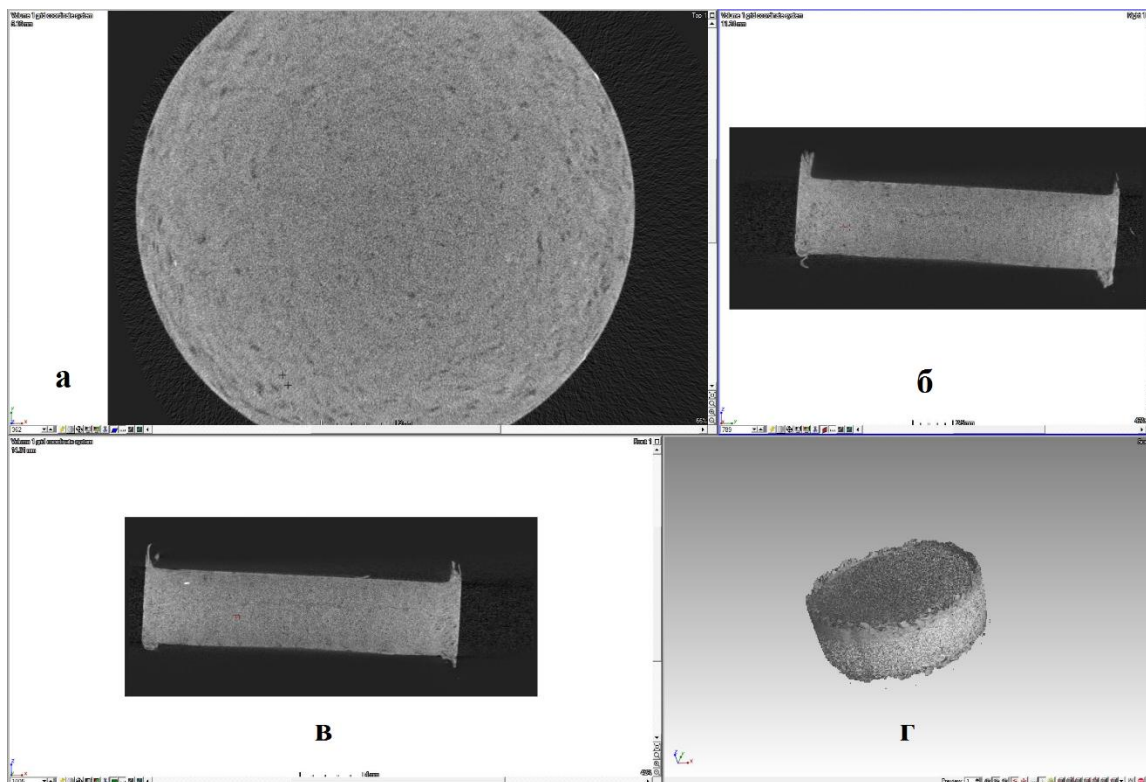


Фиг. 7. Дебелина на хромово покритие

→ ИЗСЛЕДВАНЕ НА ПЛЪТНОСТТА НА ОБРАЗЦИ ПРИ БРИКЕТИРАНЕ НА СТРУЖКИ

Разработен е метод за високоскоростно брикетиране на метални стружки и прахове с използването за задвижване на индустриален ракетен двигател. Изследвани са основно резултати от експерименти за ударно брикетиране на стружки от AL-сплав и сив чугун. Изследването е извършено в Лаборатория SMARTLAB на ИИКТ-БАН с Индустриален томограф XTH 225, във връзка с проект по 7 РП на ЕС ACOMIN и проекти по линия на НФНИ-МОН.

Изследваха се брикети от стружки на Al – сплав, на брикети от сив чугун и на брикети от железен прах.



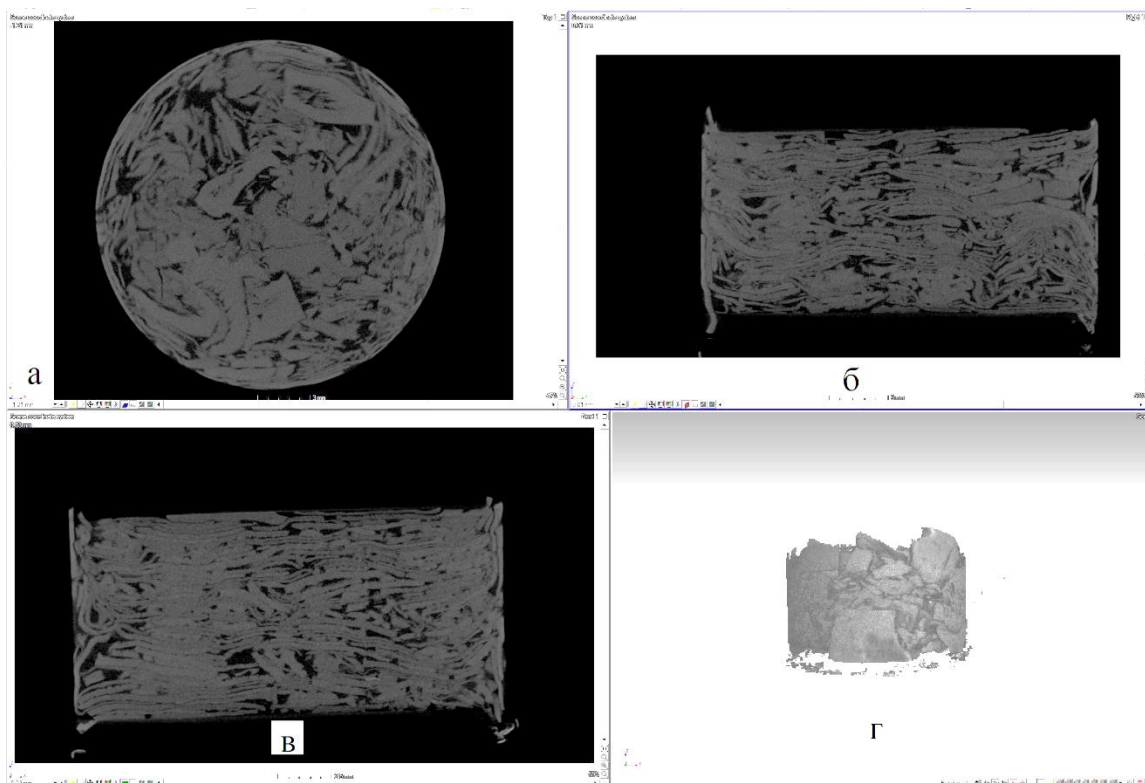
Фиг.8. Снимки от Рентгенов Томограф на брикет от Al – сплав: а – напречно сечение в средата на брикета по височина; б, в – взаимноперпендикулярни вертикални сечения, през центъра на брикета; г – 3-D изображение

Неплътностите (въздушни микропори) са предимно в периферията на брикета. В централната част (около $\frac{1}{2}$ от диаметъра) плътността е много добра – Фиг.8а.

Най - голям обем от въздушни микропори има във външните области по височина – Фиг.8б. Това може да се обясни с изтласкването на въздуха от централните части към периферните, където е изхода на въздуха от матрицата (хлабината м/у матрицата и поансона). Поради малкото време на действие на ударната сила, за въздухът достигнал периферните области, няма достатъчно време да излезе извън брикета. Ако действието на ракетния двигател, продължи по-дълго време и тягата му R е достатъчно голяма, за да поддържа необходимото вътрешно налягане в брикета, под действие на което въздухът продължава да се движи до пълното му отстраняване, ще се създадат условия, за получаване на брикет с плътност много близка до плътността на монолитен метал. Такъв брикет ще може да бъде използван за директно производство на детайли. Този въпрос се изследва по-долу. В средата по височина на сеченията показани на Фиг.Фиг.8б,в се вижда тънка

начупена линия. Според нас това е признак за разслояване на метала, поради действие на пластични вълни на опън.

Разслояването не е от значение, при използване на брикетите за стопяване в пещ. По-долу ще бъдат представени резултати от експеримент, за премахване на този дефект чрез пластична деформация в случая, когато брикета се използва за получаване на детайли.



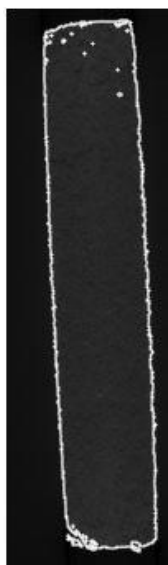
Фиг.9. Снимки от Рентгенов Томограф на брикет от чугун с маса 6 gr ($E_c =$): а – напречно сечение в средата на брикета по височина; б, в – взаимноперпендикулярни вертикални сечения, през центъра на брикета; г – 3-D изображение на брикет

От Фиг.9а,б,в, се вижда, че между чугунените стружки има големи области с въздух, които са неравномерно разпределени в обема на брикета; показва слабо сцепление между стружките и лошо качество на брикета. Както беше показано по-горе, това се дължи на малката специфична енергия на удара E_c , която е над два пъти по-малка от необходимата енергия за получаване на брикет с максимална плътност.

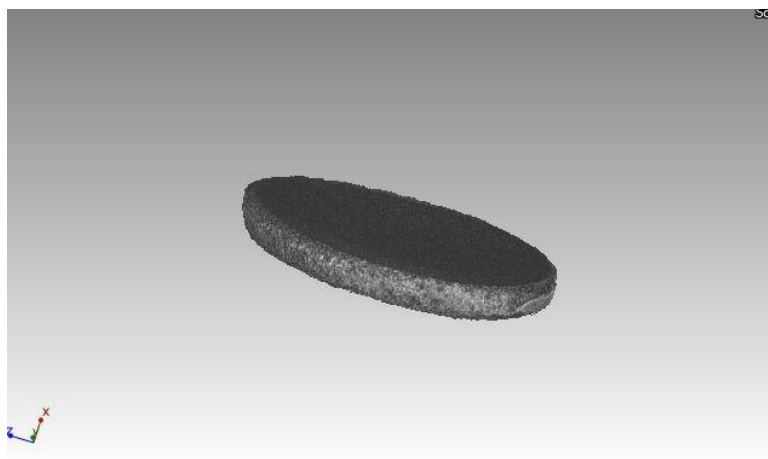
От Фиг.9 се вижда също, че разположението на стружките в най-външния слой, който контактува с матрицата, е такова, че възпрепятства излизането на въздуха от брикета. Този ефект, според нас се

определя от формата на стружките и лесно може да се отстрани, ако стружките са с по-малки размери. Това може да се постигне чрез смилане на стружките преди брикетиране, например в малка топкова мелница или ако се промени режима на рязане на металорежещата машина.

За разлика, на Фиг. 10 е показана снимка с рентгенов томограф на брикет от железен прах, деформиран чрез сплескване. Това показва, че при деформиране с натиск на брикети от железен прах, може да се постигнат по-големи степени на деформация, без да се получат дефекти на структурата (по-голяма плътност).



а)

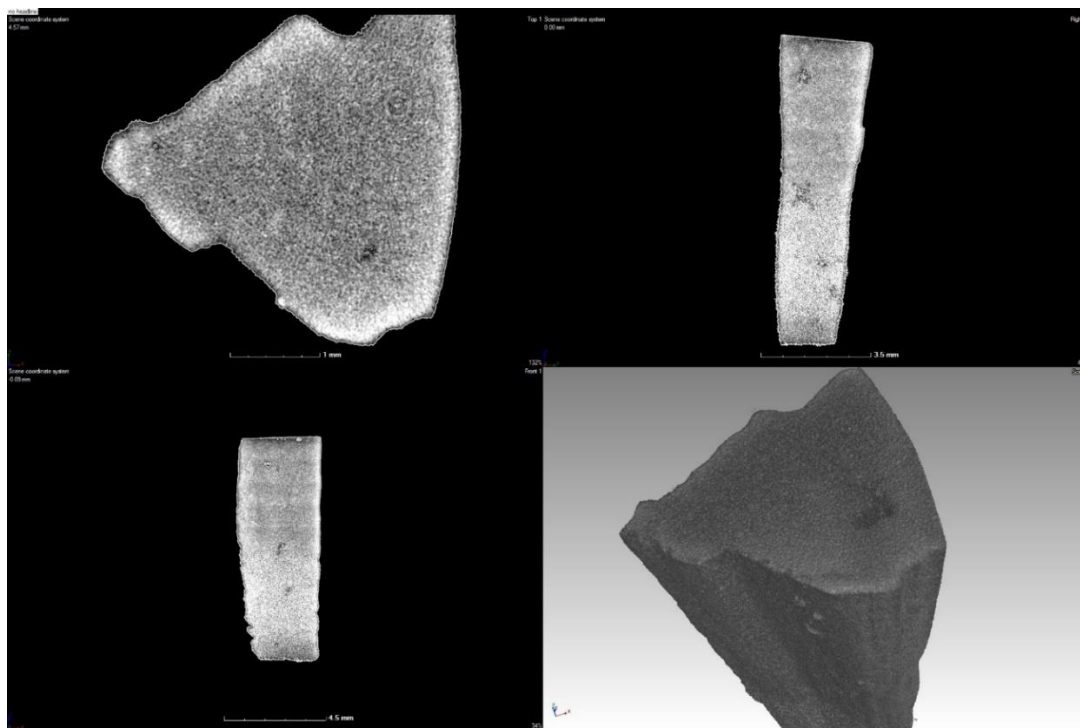


б)

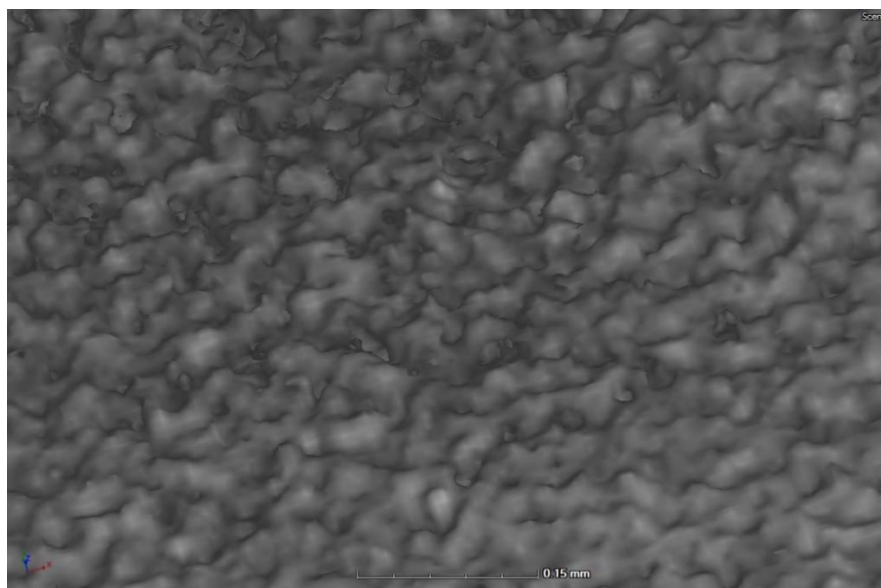
Фиг.10. Снимка с рентгенов томограф на брикет от железен прах, деформиран чрез сплескване: а – напречно сечение по височина през центъра на брикета; б – 3-D изображение

→ ИЗСЛЕДВАНЕ НА ПЛЪТНОСТ И ВЪТРЕШНИ ДЕФЕКТИ НА СПЛАВИ

Изследването на вътрешната 3D структура на материали чрез компютърен томограф служи за измерване на плътност, намиране на дефекти, откриването на т.н. „дендрити“ и др.



a)



б)

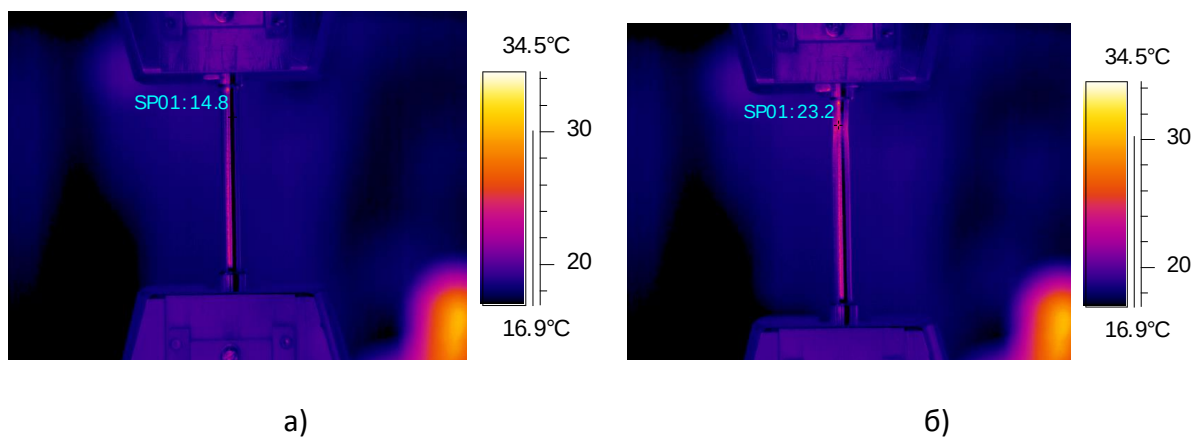
Фиг.11. Дендрити, получени при алуминиеви образци: а–сечения и 3Дизглед, б)-дендрити

ТЕРМОГРАФСКИ ИЗСЛЕДВАНИЯ ЗА БЕЗРАЗРУШИТЕЛЕН КОНТРОЛ

→ ИЗМЕРВАНЕ НА ОТДЕЛЕНА ТОПЛИНА ПРИ ЕЛАСТИЧНА ДЕФОРМАЦИЯ НА МЕТАЛИ

При еластична деформация на метални образци, не се изменя или разрушава вътрешната структура на образца. При прилагане на опън или натиск обаче се отделя топлина, а знанието за нейната стойност понякога е от голямо значение за правилното функциониране на съответното изделие. За отбелязване е, че еластичната (безразрушителна) деформация е много по-голяма при опън – до 20%, отколкото при натиск – 1-2%. Различното в това изследване е че освен следене на нормалните параметри за тези изпитания (скорост на деформация, време за деформация, сила при скъсване и размери на пробното тяло след скъсване) ние проследяваме и температурата по дължина на образца в реално време. По този начин ще стане възможно да се определи отделената топлина и да се изчисли каква част от работата при подобен експеримент отива за деформация и каква се превръща в топлина.

На фиг. 12 са показани термални картини на изпитваните образци, подложени на опън.



Фиг.12. Снимки от инфрачервена камера в различен стадии от натоварването на образец от Армко желязо а) преди натоварване на опън, б) само при еластично натоварване (преди да настъпи пластична деформация)

Опитите със Стомана 45 показаха аналогични резултати като тези с армко желязо, поради почти същото въглеродно съдържание и пластичност. При опитите с чугун резултатите са доста по-различни поради по-ниската пластичност на чугуна при него относителната деформация е минимална. При изпитването на опън на по-пластични материали, деформацията на образца е по-голяма и температурата на загряване по-висока. Топлината, която се отделя не е равномерно разпределяна по дължина на образца, а е съсредоточена в мястото на образуване на шийка (за пластични материали). При непластични материали, загряването е минимално, както и

деформацията затова би могло да се приеме, че отделяната топлина се разпределя равномерно по цялата дължина на образеца.

→ БЕЗРАЗРУШИТЕЛНА ДИАГНОСТИКА В СТРОИТЕЛСТВОТО

Термографските методи могат да се ползват например за безразрушителна диагностика в строителството. Въпреки, че термоизображенията дават информация основно от повърхността на изследвания обект, при температурна разлика над 2°C могат да се откриват източници на топлина (тръби на парно и топла вода) на дълбочина до 30 см под повърхността (под или стени). При температурна разлика в „-“ могат да се откриват и тръби със студена вода, течове или овлажнявания.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Тази дисертационна работа представя алгоритъм за подпомагане идентифицирането на региони на дефекти в томографско сканиране, които също могат да бъдат адаптирани към генерални дефекти при изображения в сивата скала. Понастоящем алгоритъмът изглежда достатъчно пригоден за използване от специалистите по въпросите за полуавтоматизиране на анализа на тези изображения, чрез намиране и характеризиране на размера и формата на потенциалните области на дефекти, които могат да бъдат потвърдени или отхвърлени от специалист. Допълнителни предложения за подобрения на алгоритъма, могат да му позволят да функционира напълно автономно и да анализира проби без човешки принос. Алгоритъмът на кръстосаната регресия е нов принос за анализа на изображението, който позволява прецизност на нивото на сигнала при идентифициране на много леки дефекти. Агрегираният тристепенен подход за кръстосаната регресия осигурява стабилно решение за откриване на дефекти, които могат да открият както много съществени, така и много малки отклонения, без да се губи прецизност.

Резултатите са обещаващи, с успешно идентифициране на съществуването на дефект в 92% от случаите, без да има случаи на фалшиви положителни региони. Средната покриваемост 88%, прецизност от 78%, RMSD от 11.2 и разстояние на Хаусдорф от 50 всички предполагат, че алгоритъмът може ефективно да идентифицира приблизителния размер, форма и местоположение на дефекти в томографски сканирания на въглеродните материали.

ПРИНОСИ В ДИСЕРТАЦИОННИЯ ТРУД

С оглед на работата извършена в дисертацията и резултатите, получени в хода на изследванията и изложени по-горе, могат да бъдат формулирани следните научно-приложен и приложен приноси и са както следва:

- Направен сравнителен анализ на съществуващи методи за базразрушителен контрол и авторска систематизация на използваните техники,
- Анализирани са томографски методи за сканиране, направена е оценка на итеративни алгоритми за реконструкция на обекти и дефекти,
- Предложен е адаптиран алгоритъм за откриване на дефекти в композитни материали и метод за агрегиране, направен е анализ на процеса,
- Предложен е подход за оценка ефективността на метода и база за сравнение, направен е анализ на резултатите от изследването,
- Анализирани са видове тънки метални покрития, нанесени по различни методи, и е определена дебелината и равномерността им за конкретен потребител,
- Анализирана е плътността на образци при високоскоростно брикетиране на метални стружки и метален прах и е определено разслояването им за конкретен проект,
- Анализирана е вътрешната 3D структура, плътност и вътрешни дефекти на сплави с цел откриване на т.н. „дендрити“ за конкретен проект,
- Направени са термографски изследвания и безразрушителна диагностика в строителството при откриване топологията на тръби в подове и стени за конкретен потребител.

ПУБЛИКАЦИИ НА ДОКТОРАНТА ПО ТЕМАТА НА ДИСЕРТАЦИЯТА

1. D. Karastoyanov, **D. Ivanova** u N. Stoimenov., *Technology for Production of High Temperature Materials and Alloys Including nano Elements, International Conference on Circuits, Systems, Communications and Computer, CSCC'15; 15.07.2015 – 21.07.2015, Zakynthos, Greece, pp 177-181, ISSN 1790-5117*
2. Gyoshev S., **Ivanova D.**, *Иновативни методи и средства за високоскоростно брикетуране на метален скрап., International Scientific Conference "High Technologies, Business. Society 2016", Borovets, Bulgaria, 14-17 March 2016, стр. 8-11, ISSN 1310-3946*
3. **Иванова Д.**, *Тенденции в роботизираното производство., XXV МНТК – АДП 2016, 23 -26 юни 2016 г. Созопол, България, стр. 53-60 , ISSN 1310 -3946*
4. **Ivanova D.**, Bogomil Popov, Dimitar Karastoyanov – *Non destructive testing of materials and alloys obtained by high temperature technologies including nano elements, Automation And Mechatronics'17, ublished in: Problems of Engineering Cybernetics and Robotics, Academy Publishing House Marin Drinov, Sofia, 2017, vol. 68, pp 3-14*
5. Gyoshev S., **Ivanova D.** *Експериментално изследване на процеса уплътняване на железен прах. Анализ на получените резултати с 3D томограф. Machines, technologies, materials, 2017, ISSN:1310-3946,PP 208-211*
6. **Ivanova D.**, Gyoshev S.. *Research of the generated heat during the treatment of metal samples. International Conference "Automatics and Informatics'2017" Sofia, Bulgaria, 4 - 6 October 2017, ISSN:1313-1850, PP 101-104*
7. **Ivanova D.** *Tomographic Methods fo Non-Destructive Testing of Material properties, Poblems of Engineering Cybernetics and Robotics vol.69, ISSN 0204-9848, PP 91-100*

