РЕФЕРАТ

Выпускная квалификационная работа 91 с., 34 рис., 34 табл., 8 источников, 1 прил.

Ключевые слова: вейвлет, стеклопластик, дефект, термограмм, активный тепловой контроль.

Объектом исследования является изделие из стеклопластика с дефектами.

Цель работы – повышение выявляемости дефектов в композитных материалах.

В процессе исследования проводились экспериментальные исследования методами АТНК изделие из стеклопластика и применялись различные методы обработки последовательностей термограмм.

В результате исследования были полученны возможности применение различие методов обработки последовательностей термограмм с целью повышения достоверности выявляемости дефектом.

Основные конструктивные, технологические и технико-эксплуатационные характеристики: в работе использовались тепловой дефектоскоп в лаб.34 ИНК, программные продукты лаб.34 (NEC Researcher, Thermofit Pro) и объекты котроля выполненные из стеклопластика.

Степень внедрения: лабораторные исследования.

Область применения: контроль изделий авиакосмической техники.

Экономическая эффективность/значимость работы стадия научного исследования

В будущем планируется продолжение исследований в аспирантуре.

Оглавление

Введение
Углепластик4
Композиты углерод-углерод
Стеклопластик
Глава 1 Методы обработки последовательностей термограмм
1.1 Получение термограмм
1.2 Классические методы обработки
1.2.1 Простые методы обработки
1.3 Специальные методы обработки
1.3.1 Вейвлет-преобразование
1.3.1.1 Конструирование вейвлет-функции для применения при обработке
термограмм
1.3.2 Метод Главных Компонент
Глава 2 Экспериментальные исследования объектов из композиционных
материалов
2.1 Описание объектов контроля
2.2 Однократный нагрев
2.3 Циклический нагрев. 21
Глава 3 Применение вейвлет-преобразований для обработки
последовательностей термограмм
3.1 Теоретические положения вейвлет-преобразований
3.2 Обработка экспериментальных последовательностей

3.2.1 Описание образца
3.2.2 Экспериментальные установки
3.2.3 Применение вейвлет-преобразования
Глава 4 Обработка последовательностей термограмм с помощью Метода
Главных Компонент
4.1 Теоретические положения Метода Главных Компонент
4.2 Обработка экспериментальных последовательностей
Глава 5. Оценка отношений сигнал-шума при различных методах обработки. 34
5.1 Сигнал-шум при обработке последовательностей термограмм
классическими методами
5.1.1 Простые методы обработки
5.1.2 Нормализация
5.2 Сигнал-шум при обработке последовательностей термограмм
специальными методами
5.2.1 Вейвлет-преобразование
5.2.2 Метод Главных Компонент
Заключение
Список публикаций студента
Список использованных источников
Приложение А

Введение

В настоящее время в нашей жизни присутствуют множество современных машин. Для безопасной эксплуатации этой техники, от ракеты до автомобиля, важным фактором является их надёжность. Поэтому нам нужны исследования в области дефектоскопии материалов для этих машин.

Углепластик

Углепластики (карбоволокниты) представляют собой композиции, состоящие из полимерного связующего (матрицы) и упрочнителей (наполнителей) в виде углеродных волокон (карбоволокон).

Углепластики отличаются высокой статической и динамической выносливостью, сохраняют это свойство при нормальной и очень низкой температуре (высокая теплопроводность волокна предотвращает саморазогрев материала за счет внутреннего трения). Они водо- и химически стойки. После воздействия на воздухе рентгеновского излучений от и Еи почти не изменяются.

Теплопроводность углепластиков в 1,5-2 раза выше, чем у **стеклопластиков**. Полимерные углепластикисодержат наряду с угольными стеклянные, волокна, что удешевляет материал.[1]

Композиты углерод-углерод

Углерод-углеродные композиционные материалы (УУКМ) содержат в себе углеродный формирующий элемент в виде дискретных волокон, непрерывных нитей или жгутов, войлоков, лент, тканей с плоским и объемным плетением, объемных каркасных структур. Волокна располагаются не упорядоченно в одном, двух и трех направлениях.

Углеродная матрица объединяет в одно целое формирующие элементы в композите, что позволяет лучшим образом воспринять различные внешние нагрузки. Предопределяющими факторами при выборе материала матрицы являются состав, свойства и структура кокса. К количеству специальных

свойств УУКМ относится низкая пористость, низкий коэффициент термического расширения, сохранение стабильной структуры и свойств, а также размеров изделий при нагревах до 2000 °C и охлаждении, высокие механические свойства, а также хорошая электропроводность. Основное применение композиционные материалы находят в агрегатах, которые работают при температурах свыше 1200 °C.

Углерод-углеродные композиты обладают высокой радиационной стойкостью. Поскольку они по своим прочностным характеристикам превосходят все известные марки реакторных графитов, представляется перспективным их применение для узлов активной зоны высокотемпературных газоохлаждаемых реакторов. Их применение позволяет значительно повысить надежность работы реактора. [2]

Стеклопластик

Стеклопластик представляет собой стекловолокнистый анизотропный материал, в котором стеклянные нити сразу по выходе из фильер склеиваются между собой в виде стеклянного шпона и затем укладываются как в фанере. Связующие могут быть различным: на эпоксидной, эпоксиднановой, полиэфирной, кремнийорганической основе.

Длительная прочность стеклопластиков зависит от их состава и внешних напряжения). Лучшие свойства условий (влаги, температуры, имеют стеклопластики на основе эпоксидных и фенолоформальдетидных смол. Работоспособность стеклопластиков выше, чем у металлов. Некоторые стеклотекстолиты обладают выносливостью при изгибе до 1,5.107 циклов. Стеклопластики обладают высокой демпфирующей способностью, хорошо работают при вибрационных нагрузках. Недостатком стеклопластиков является $K\Gamma C/MM^2$ $E=2000 \div 5800$ невысокий упругости: (пластики модуль высокомодульных стекловолокнах имеют Е до 7400 кгс/мм²). Однако по удельной жесткости (Е/р) они не уступают сталям, алюминиевым сплавам и титану, а по удельной прочности (σ/p) при растяжении превосходят металлы.

Таким образом, стеклопластики являются наиболее дешевым конструкционными материалами и широко применяются для силовых изделий в различных отраслях техники (несущие детали летательных аппаратов, кузова и кабины автомашин, автоцистерны, железнодорожные вагоны, корпуса лодок, судов). Из стеклопластиков изготовляют корпуса машин, кожухи, защитные ограждения, вентиляционные трубы, бачки, рукоятки, контейнеры и многое другое.[3]

Глава 1 Методы обработки последовательностей термограмм.

1.1 Получение термограмм.

При проведении АТНК изделий или материалов с помощью тепловизионной техники источником информации для последующего анализа является последовательность термограмм. Последовательность термограмм характеризуется межкадровым временем (обратная величина частоты кадров), форматом данных, как правило, двухбайтные целые числа, но возможны данные в формате плавающей запятой.

Для анализа АТНК проводится односторонним методом контроля, запись термограмм последовательности производится с момента начала нагрева до заранее установленного конца охлаждения изделия. Ниже представлена схема контроля с односторонним доступом.

Для анализа последовательности термограмм необходимо иметь следующую информацию: длительность времени нагрева $\tau_{\text{нагр}}$, длительность процесса остывания $\tau_{\text{ост}}$, мощность устройства нагрева P, иногда необходимо знать плотность потока нагрева Q. Также необходимо знать параметры используемого тепловизора и получаемых термограмм и самой последовательности.

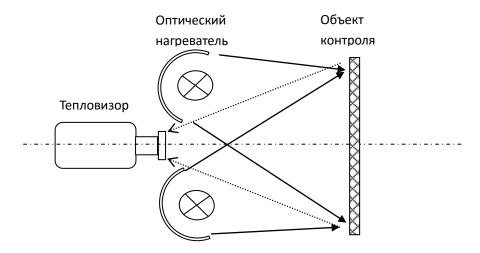


Рисунок 1 — Схема активного теплового контроля при одностороннем доступе к объекту контроля.

1.2 Классические методы обработки.

С целью получения информации о структуре контролируемого объекта и о его дефектах используют различные методы обработки полученной последовательности.

Алгоритмы обработки в ТК удобно иллюстрировать, анализируя развитие температур в бездефектной и дефектной областях, т.е. обрабатывая пиксельные функции T_{ij} для последовательности термограмм. Стандартный подход состоит в выборе временных интервалов (time gate), в которых регистрируют дифференциальный сигнал $\Delta T(\tau)$. Положение выбранного интервала зачастую определяет способы ТК, некоторые из которых отражены ниже на рисунке.

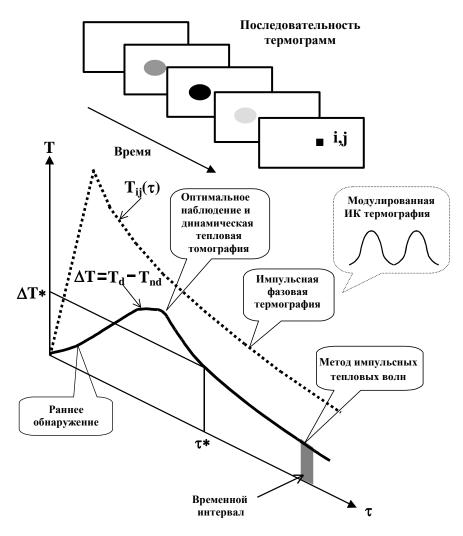


Рисунок 2 – Способы ТК

1.2.1 Простые методы обработки

Фильтрация

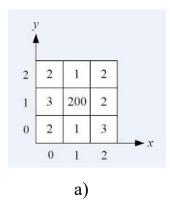
В методике контроля неконтактными методами необходимо применить методы исключения влияния неравномерности излучательной способности объектов на результаты контроля, способы защиты от фонового излучения среды, окружающей объект контроля (фильтрация, экранирование и т.п.).

1) Медианная фильтрация (Median Pass)

Медианная фильтрация предназначена для устранения одиночных выбросов имеющих явно отклонение от реального сигнала.

Медианная фильтрация изображения производится при помощи свёртки с масками размерами 3×3 , 5×5 или 7×7 .

Например, ниже показано применение маски 3x3 при выбросе значения одного из пикселей равным 200:



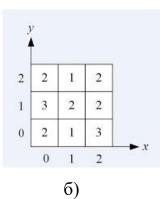


Рисунок 3 — Пример работы фильтра: a) — изображение до фильтрации, б) — изображение после фильтрации.

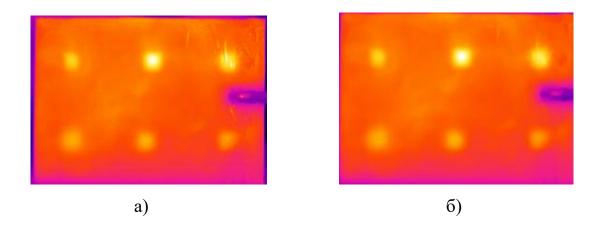


Рисунок 4 — Термограммы до и после трехкратного применения медианного фильтра.

2) Низкочастотный фильтр (Low Pass)

Низкочастотный фильтр сглаживает данные, уменьшая локальное изменение и удаляя шум. Он вычисляет среднее значение для каждой окрестности 3х3. Он по сути аналогичен инструменту Фокальная статистика (Focal Statistics) с типом статистики MEAN (среднее). Эффект в том, что большие и маленькие значения в каждой окрестности будут усредняться, что уменьшит экстремальные значения данных.

В следующем примере входной растр содержит точку с аномальным значением, возникшим в результате ошибки при сборе данных. Усредняющие характеристики опции LOW сгладили значение в аномальной точке.

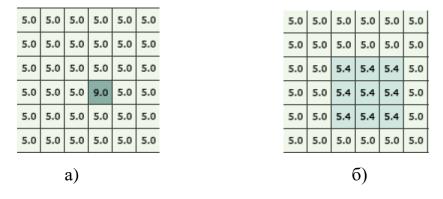


Рисунок 5 — Пример работы фильтра: а) — входные данные с аномалией, б) — сглаживание в меньшую сторону с помощью фильтра.

Ниже показано применение этого фильтра на реальной термограмме.

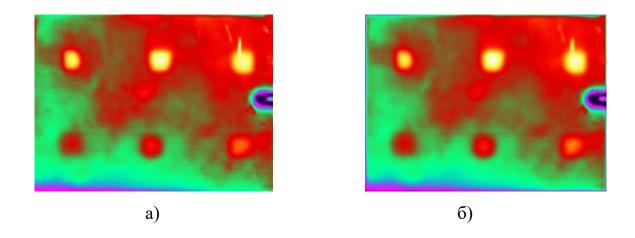


Рисунок 6 – Термограммы до и после применения НЧ фильтра

Как видно, применение фильтра типа 3x3 или 5x5 устраняет лишь небольшие искажения путём усреднения, но не устраняет помехи типа неравномерности нагрева, изменение коэффициента излучения поверхности ОК и т.д. Применение НЧ фильтров с большей окрестностью сглаживания может устранить ситгналы от дефекта.

3) Гауссовский фильтр

Фильтр Гаусса относится к числу сглаживающих фильтров. Основное применений сглаживающих фильтров — шумоподавление. Поскольку шум меняется независимо от пикселя к пикселю, шумы соседних пикселей при суммировании будут компенсировать друг друга. Чем больше окно фильтрации, тем меньше будет усредненная интенсивность шума, однако побочным действием таких фильтров — существенное размытие деталей изображения. Шумоподавление при помощи фильтра усреднения имеет существенный недостаток: все пиксели в маске фильтра на любом расстоянии от обрабатываемой точки оказывают на результат одинаковый эффект. Более эффективное шумоподавление можно осуществить, если влияние пикселей на результат будет уменьшаться с увеличением расстояния. Так устроена гауссовская фильтрация. Матрица фильтра имеет следующий вид:

$$h = \begin{pmatrix} 1/16 & 2/16 & 1/16 \\ 2/16 & 4/16 & 2/16 \\ 1/16 & 2/16 & 1/16 \end{pmatrix}$$

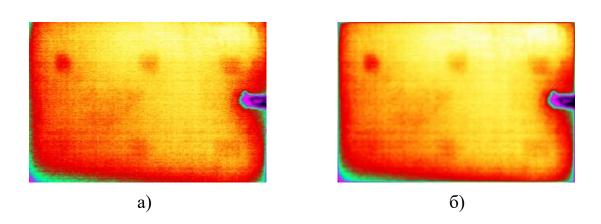


Рисунок 7 — Термограммы до и после применения гауссовского фильтра.

Вывод: Применение фильтра снижает уровень шумов, но не позволяет избавиться от искажения нагрева и других артефактов.

1.3 Специальные методы обработки.

1.3.1 Вейвлет-преобразование

Вейвлет-преобразование стремительно завоевывает популярность в столь разных областях таких, как обработка сигналов, компьютерная графика, медицинская визуализация и диагностика. Обычные теории обработки сигналов основаны на применении Фурье-преобразования. Но применение Фурье-преобразования имеет некоторые ограничения.

Вейвлет-преобразование действительной непрерывной функции $f(\tau)$ по отношению к действительной вейвлет-функции g, называемой $\emph{базисной}$, определяют как

$$U(a,b) = \frac{1}{w(a)} \int_{-\infty}^{+\infty} g\left(\frac{\tau - b}{a}\right) f(\tau) d\tau, \qquad (1)$$

где a — napamemp cжатия (dilation), b — napamemp nonoжения (location), w(a) — b — b0 —

результат преобразования. Вейвлет-преобразование можно рассматривать как кросс-корреляцию сигнала с набором волновых функций (wavelets) различной "ширины". Обычно полагают w(a) = a или $w(a) = \sqrt{a}$. Иногда вейвлет-преобразование называют математическим микроскопом, в котором a^{-1} и b соответствуют усилению (magnification) и положению (location) сигнала. Иными словами, вейвлет-преобразование позволяет выявлять периодические структуры, связанные с конечным диапазоном a.

Дискретная форма представления уравнения (1) для временной последовательности x(i) имеет вид:

$$U(a,b) = \frac{1}{w(a)} \sum_{i=1}^{N} g(\frac{i-b}{a}) x(i),$$
 (2)

Пользователь обладает определенной свободой выбора вида вейлет-функции, но при этом должны соблюдаться следующие условия:

- если $G(\omega)$ есть преобразование Фурье от $g(\tau)$, то $\int \left|G(\omega)^2\right| (1/\omega) \, d\omega < \infty$, т.е. волновая функция не должна иметь нулевой частоты (постоянного уровня сигнала).

Комплексные волновые функции должны также отвечать следующему условию.

• Фурье-преобразование должно быть действительной функцией и становиться пренебрежимо малым при $\omega \le 0$.

Часто используют вейвлет-функцию типа «мексиканской шляпы»:

$$g(y) = (1-y)^2 e^{-y^2/2},$$
 (3)

Дискретное выражение вейвлет-преобразования с использованием «мексиканской шляпы» имеет простой вид:

$$U(a,b) = \frac{1}{w(a)} \sum_{i=1}^{N} x(i) \left[1 - \left(\frac{i-b}{a}\right)^{2}\right] Exp\left[-\frac{1}{2} \left(\frac{i-b}{a}\right)^{2}\right],\tag{4}$$

В ТК используют базисную функцию Морле, а вышеуказанные параметры разложения называют фактором трансляции Tr (translation) и

масштабирующим фактором S (scale):

$$W(S,Tr) = \int_{-\infty}^{+\infty} T(\tau) h_{STr}(\tau) d\tau , \qquad (5)$$

где W обозначает вейвлет-преобразование, и h_{STr} является дочерней функцией, которая связана с материнской функцией выражением:

$$h_{STr}(\tau) = \frac{1}{\sqrt{S}} h(\frac{\tau - Tr}{S}), \tag{6}$$

Поскольку масштабирующий фактор связан с частотой, а фактор трансляции со временем, в методе вейвлет-функций не теряется информация о времени, необходимая для оценки глубины залегания дефектов.

Вейвлет-преобразование можно рассматривать как корреляцию между сигналом и отмасштабированной материнской функцией. Так, если $F_T(\omega)$ есть Фурье-образ сигнала $T(\tau)$, а $F_h(\omega)$ -Фурье-образ функции $h(\tau)$, то вейвлет-преобразование можно рассматривать как обратное преобразование Фурье от произведения указанных образов:

$$W(S,Tr) = \frac{\sqrt{S}}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} F_T(\omega) F_h(\omega) e^{-j\omega T} d\omega, \qquad (7)$$

Произведение интервалов времени и частоты должно удовлетворять принципу неопределенности Гайзенберга:

$$\Delta \tau \Delta \omega \ge 1/2$$
, (8)

Материнскую функцию Морле определяют как

$$h(t) = \exp\left(-j\omega_0 \tau\right) \exp\left(-\frac{\tau^2}{2}\right),\tag{9}$$

где ω_0 – размер волновой функции Морле. Функция Морле есть произведение базы преобразования Фурье, ответственного за частотный анализ, на окно Гаусса, описывающего временные параметры. На Рисунок 6 показан образ Фурье от функции Морле, который включает две гауссовские функции, сдвинутые на ω_0 и – ω_0 . Таким образом, масштабирующий фактор позволяет исследовать различные частоты при временах, определяемых фактором трансляции. С учетом принципа Гайзенберга, каждый вейвлет-образ определен

внутри прямоугольника $\Delta \tau \Delta \omega$ вокруг *S* и *Tr* . Указанное ограничение точности позиционирования вейвлет-функций влияет на выбор ω_0 . Неопределенность значений ΔTr и глубины залегания дефекта l возрастает с увеличением ω_0 и уменьшением $\Delta \omega$.

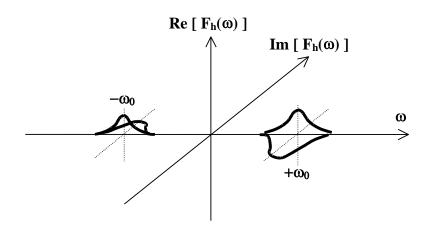


Рисунок 8 – Преобразование Фурье от функции Морле

1.3.1.1 Конструирование вейвлет-функции для применения при обработке термограмм.

Можно сконструировать функцию вейвлет-преобразования таким образом, чтобы она отражала свойства дефекта.

Вейвлет-преобразование декоррелирует одномерный сигнал (функцию времени) в двумерный сигнал (функцию времени и масштабирующего фактора), что приводит к росту объема сопутствующих вычислений. Для их сокращения предложено использовать два известных в ТК выражения, которые связывают:

время наблюдения с глубиной залегания дефекта
$$\tau = \frac{l^2}{\alpha}$$
, (10)

и длину тепловой диффузии с частотой
$$\mu = \sqrt{\frac{2\alpha}{\omega}}$$
, (11)

Комбинация этих выражений при условии $l = \mu$ приводит к условию:

$$\tau = \frac{2}{\omega},\tag{12}$$

Фактор трансляции Tr соответствует времени наблюдения τ , а

масштабирующий фактор S - ω_0 / ω . Связь этих двух параметров дается соотношением:

$$S = \frac{\omega_0}{2} Tr \,, \tag{13}$$

Использование последнего выражения позволяет сохранить размерность анализируемого сигнала, рассчитывая значение масштабирующего фактора S для каждого значения Tr. Значения Tr ограничены временем измерения, поэтому:

$$W(S,Tr) = \int_{-\infty}^{\infty} T(\tau) \frac{1}{\sqrt{0.5\,\omega_0 \, Tr}} h(\frac{\tau/Tr - 1}{0.5\,\omega_0}) \, d\tau \,, \tag{14}$$

Как и в случае образа Фурье, вейвлет-образ содержит действительную и мнимую часть и поэтому позволяет определять фазовые характеристики в пространстве образов (что и позволило отнести данный метод к импульсной фазовой термографии). Вейвлет-образы характеризуются теми же особенностям, что и Фурье-образы. Фазу вейвлет-преобразования используют для обнаружения дефектов, в частности, для сегментации дефектов применяют оператор Собеля [2]. В свою очередь, калибровка фактора трансляции (разность пиксельных значений Tr) позволяет оценить глубину залегания дефектов [2].

В ТК метод вейвлет-функций является малоизученным, а его преимущества — дискуссионными, поскольку изменение сигналов от дефектов $\Delta T(\tau)$ во времени носит не импульсный, а сглаженный характер.

1.3.2 Метод Главных Компонент

Анализ главных компонент (Principal Component Analysis – PCA) является полезной статистической процедурой, которая в последнее время приобретает все большее распространение в задачах распознавания образов и сжатия данных, в частности, при очень больших объемах анализируемых данных [3].

Метод применим к статистически рапределенным данным с *нулевым средним значением*. Его сущность состоит в вычислении ковариационной

матрицы исходных данных, а также собственных единичных векторов (eigenvectors) и собственных значений (eigenvalues) этой матрицы. Собственные вектора располагают в порядке их значений по порядку от высшего к низшему, что дает компоненты статистического набора в порядке убывания их значимости. Пренебрегая низшими компонентами, можно понизить метрику задачи, например, исключить влияние конвективной теплоотдачи при анализе металлических изделий, если используется многомерная тепловая модель, в которой присутствует конвекция. Выбирая из полученного списка собственных векторов наиболее значимые, составляют вектор характеристик (feature vector), который представляет собой матрицу, состоящую из столбца собственных векторов.

Наконец, умножая транспонированный вектор характеристик на вектор исходных данных, можно получить новый набор, выраженный в терминах тех собственных векторов, которые признаны значимыми.

В криминалистике, например, метод анализа главных компонент используют при распознавании человеческих лиц. Сравнение текущих параметров лица производят по наиболее значимым собственным векторам путем анализа расхождений между текущим значением и имеющимися наборами данных, что существенно ускоряет идентификацию.

В ТК исследование метода главных компонент только начато. Например, описано его применение для оценки пористости углепластика, из которого изготовлены сотовые панели самолетов [4]. Предварительную обработку данных проводили с помощью двумерного вейвлет-преобразования, которое было применено к данным, полученным во временной области. Пористость определяли косвенным образом путем вычисления температуропроводности в каждой точке образца. В работе [5] анализ главных компонент был использован специалистами Управления ПО аэронавтике Франции (ONERA) ДЛЯ расшифровки результатов промышленных испытаний металлических изделий с помощью ИК камеры, реализующей принцип «летающего пятна»; в частности, удалось повысить выявляемость открытых трещин в режиме автоматического

контроля, причем на стадии обнаружения дефектов (после обработки данных методом анализа главных компонент) использовали вейвлет-анализ.

Существуют и другие специальные методы обработки, но в данной работе не рассматриваются.

Глава 2 Экспериментальные исследования объектов из композиционных материалов

2.1 Описание объектов контроля.

Для экспериментальных исследований был изготовлен образец из стеклопластиковых пластин с толщиной 8 мм. Распределение дефектов показано ниже, дефекты формированы из за воздушной полости и расслоения.

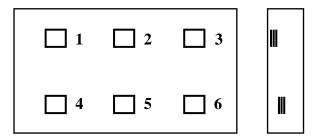


Рисунок 9 — Схема образца.

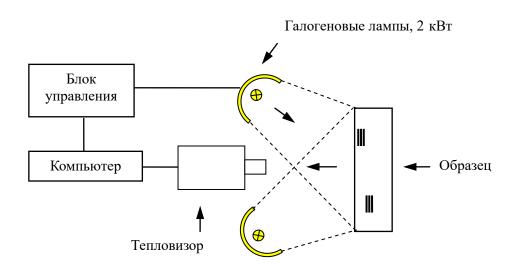


Рисунок 10 — Схема эксперимента с двумя 1 кВт лампами.

Расчет времени тепловой диффузии

По формуле $t_{m.\partial} = L^2 \pi / a$, расчитала время тепловой диффузии, где $a = 2.16 \ 10^{-7} \ \text{м}^2/\text{c}$, $t_{m.\partial}$ — время тепловой диффузии, L — расстояние от дефекта до поверхности.

Таблица 1 – Расчет времени тепловой диффузии

N(дефекты)	L(мм)	t _{т.д.} (c)	n(кадр)
1	1	14.544	7.272
2	1.5	32.725	16.362
3	2	58.178	29.089
4	2.5	90.903	45.451
5	3	130.9	65.45
6	3.5	178.169	89.085

С помощью значений тепловой диффузии определяются параметры циклического нагрева.

2.2 Однократный нагрев.



Рисунок 11 – Сигнал однократного нагрева

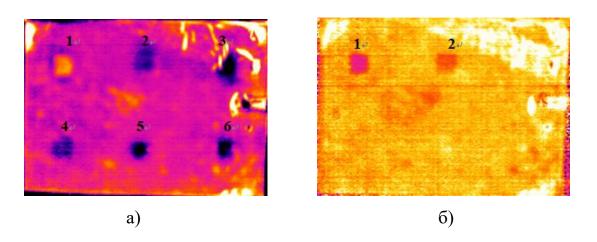


Рисунок 12 — Восстановленные термограммы, при применении вейвлета Морле а)100с нагрев при а=100, b=200, б)10с нагрев при а=50, b=100.

Таблица 2 – SNR полсе применении вейвлета Морле при а)100с нагрев

N	1	2	3	4	5	6
SNR	77.288	29.538	13.173	23.473	30.292	72.033

2.3 Циклический нагрев.



Рисунок 13 – Сигнал циклического нагрева

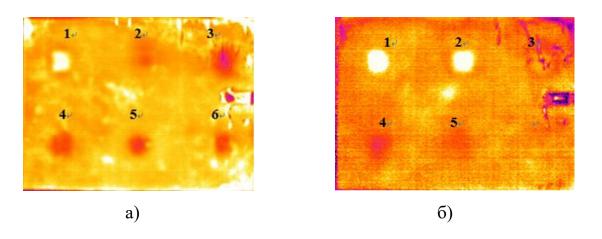


Рисунок 14 — Восстановленные термограммы, при вейвлет морле а)100с нагрев при a=100, b=200, б)10с нагрев при a=200, b=100.

Таблица 3 – SNR полсе применении вейвлета Морле при а)100с нагрев

N	1	2	3	4	5	6
SNR	61.929	28.658	24.92	16.909	25.165	13.147

Глава 3 Применение вейвлет-преобразований для обработки последовательностей термограмм

3.1 Теоретические положения вейвлет-преобразований.

В последнее десятилетие в мире возникло и оформилось новое научное направление, связанное с так называемым вейвлет - Слово "wavelet", являющееся переводом французского "ondelette", означает небольшие волны, следующие друг за другом. Можно без преувеличения сказать, что вейвлеты произвели революцию в области теории и практики обработки нестационарных сигналов. В настоящее время вейвлеты широко применяются для распознавания образов; при обработке и синтезе различных сигналов, например речевых, медицинских; для изучения свойств турбулентных полей и во многих других случаях.

Вейвлеты непосредственно связаны с кратномасштабным анализом сигналов. Вейвлеты ΜΟΓΥΤ быть ортогональными, полуортогональными, Эти биортогональными. функции могут быть симметричными, асимметричными и несимметричными. Различают вейвлеты с компактной областью определения и не имеющие таковой. Некоторые функции имеют аналитическое выражение, другие – быстрый алгоритм вычисления связанного с ними вейвлет. Вейвлеты различаются также степенью гладкости. Для желательно было бы ортогональные иметь симметричные (асимметричные) вейвлеты. К сожалению, доказана теорема о том, что такими вейвлетами являются лишь вейвлеты Хаара. Функции Хаара не обладают достаточной гладкостью и не подходят для большинства приложений, поэтому для кодирования изображений обычно используют биортогональные вейвлеты.

Для анализа последовательностей термограмм с помощью вейвлет-преобразований можно конструировать специальное ядро преобразований либо применять известные вейвлеты. В тепловом контроле наиболее применимы Гаусс-подобные вейвлеты.

При применении скалярных вейвлет-преобразований после вычисления вейвлет-коэффициентов W(a,b) восстанавливают термограмму (одну или некоторую новую последовательность) выбирая параметры сдвига b и масштаба a исходя из параметров эксперимента и ожидаемых времен появления максимума сигнала от дефекта.

При применении комплексных вейвлет-преобразований в качестве информационного изображения применяют, как правило, изображение фазовых отклонений от бездефектных зон. То есть:

$$\varphi = \arctan \frac{\operatorname{Re} W(a,b)}{\operatorname{Im} W(a,b)},\tag{15}$$

где φ — значение фазы.

Параметры сдвига b и масштаба a выбирают исходя из параметров эксперимента и ожидаемых времен появления максимума сигнала от дефекта. При применении комплексных вейвлет-преобразований ожидается, что на фазовом изображении должны присутствовать только изображения дефектных областей.

Изображения магнитуд не используют в силу их однотипности с исходными термограммами.

3.2 Обработка экспериментальных последовательностей.

3.2.1 Описание образца

Для экспериментальных исследований был изготовлен образец из стеклопластиковых пластин размером 200х300 мм .Образец представляет собой склеенные 5 слоев стеклопластика с вырезанными в некоторых слоях дефектами, толщина листа стеклопластика составляла 2 мм. Распределение дефектов показано ниже.

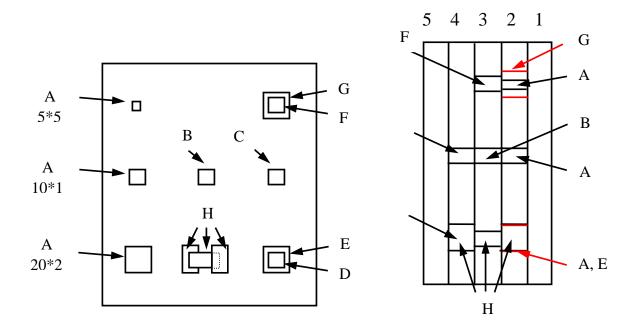


Рисунок 15 – Схема обраца

3.2.2 Экспериментальные установки

Экспериментальные установки включали в себя образец, источники оптического нагрева с галогеновыми лампами мощностью 1 кВт и 30 кВт, тепловизор NEC, персональный компьютер с программой управления экспериментом и программой обработки термограмм и т.д. Установки настроены на проведение исследований при одностороннем тепловом неразрушающем контроле.

Эксперименты заключались в следующем.

Первый эксперимент. В качестве нагревателя использовалась две галогеновые лампы мощностью 1 кВт каждая. Нагрев осуществлялся 10 секунд. Запись 300 термограмм с тепловизора со скоростью 10 кадров в секунду и включение/выключение нагревателя производилось программно.

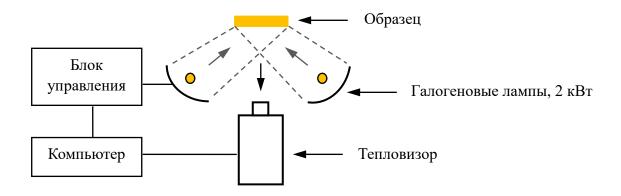


Рисунок 16 – Схема эксперимента с двумя 1 кВт лампами

Второй эксперимент. В качестве оптического нагревателя использовалась галогеновые лампы суммарной мощностью 30 кВт. Нагрев осуществлялся 5 секунд. Запись 350 термограмм со скоростью 10 кадров в секунду производилось программно. Управление временем нагрева с помощью кнопки включения/выключения и шторок производилось вручную.

Нагреватель в своей конструкции имеет шторки для перекрытия паразитного теплового излучения от разогретых ламп после выключения нагревателя.

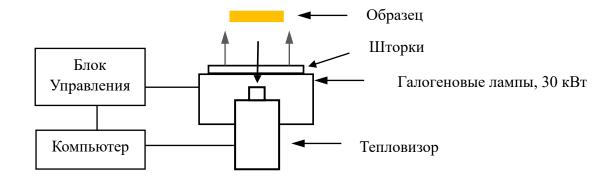


Рисунок 17 — Схема эксперимента с 30 кВт лампой

Общим недостатком оптических нагревов является сложность в получении равномерного по площади образца уровня нагрева. Мешающими факторами являются разное расстояние от ламп до нагреваемой поверхности

образца, конструктивные особенности оптических нагревателей, неравномерность коэффициента излучения поверхности образца.

На рисунке 16 представлены термограммы для двухламповой 2-х киловатной установки и для мощного 30-ти киловатного нагревателя. В первом случае мы видим довольно равномерный нагрев образца, во втором заметны полосы более сильного нагрева. Полосы вызваны излучением нагретых панелей шторок и самими мощными лампами.

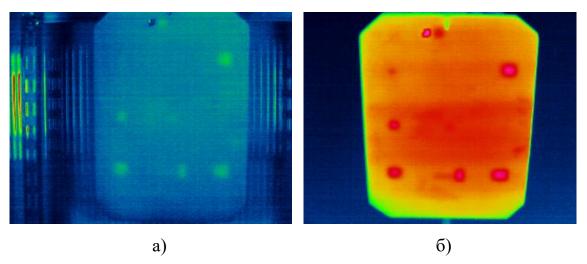


Рисунок 18 — Термограммы для двухламповой 2-х киловатной установки а) и для мощного 30-ти киловатного нагревателя б) Момент времени соответствует 16-й секунде остывания.

3.2.3 Применение вейвлет-преобразования.

Исходя из формы изменения температуры или температурного сигнала во времени при одностороннем контроле применим вейвлеты, подобные функции Гаусса.

Непрерывное вейвлет-преобразование имеет следующий вид:

$$C(a,b) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{t_1}^{t_2} S(t)\phi(\frac{t-b}{a})dt,$$
(16)

где S(t) - сигнал, а $\phi(\frac{t-b}{a})$ - ядро вейвлет-преобразования, а — масштаб преобразования (scale) и b — сдвиг (shift).

Принято, что масштаб связан с частотой. В случае анализа

последовательностей термограмм при одномерном временном анализе масштаб может быть связан с температурным изменением, длительностью температурного сигнала. Сдвиг в нашем анализе может быть связан с появлением максимума температурного сигнала.

Имеется группа вейвлетов, основанных на функции Гаусса, $\phi(t) = (-1)^{n+1} \frac{d^n}{dx^n} \exp(-\frac{t^2}{2}), \quad n \ge 1. \tag{17}$

В нашем случае наиболее применим вейвлет МНАТ, то есть «Мексиканская шляпа», поскольку его форма похожа на температурный сигнал:

$$\phi(t) = (1 - t^2) \exp(-\frac{t^2}{2}). \tag{18}$$

В программе ThermoFit Pro имеется модуль применения вейвлет-анализа с различными вейвлетами. После генерации вейвлет-коэффициентов в программе возможно произвести восстановление термограммы на определенных условиях.

Имеется три способа восстановления, реализованные в программе ThermoFit Pro.

Первый способ восстанавливает термограмму по заданным сдвигу и масштабу. Второй способ предполагает задать диапазон масштабов при выбранном сдвиге и третий способ представляет собой синтез термограммы по вейвлет-контрасту при выбранных масштабах и сдвигах.

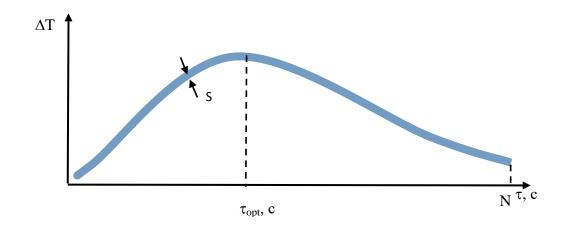


Рисунок 19 – Вид температурного сигнала.

Выбор параметров синтеза. Момент времени появления максимума температурного сигнала $\tau_{\rm opt}$ можно использовать для выбора параметра b масштаб связан с длительностью температурного сигнала. Величина масштаба может быть выбрана от размера всей последовательности N до величины превышающей уровень шума S раза в три.

Вейвлет-анализ последовательности термограмм из первого эксперимента.

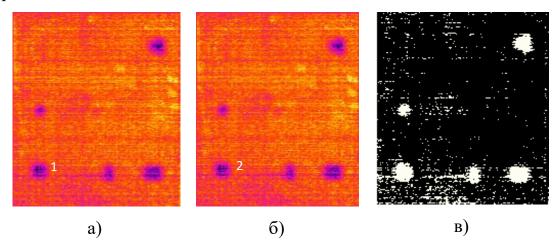


Рисунок 20 — Восстановленные термограммы, а) при помощи опции «Synthesis », $a=224,\,b=130$ (соответстваует времени $\tau_{\rm opt}=12.8$ с и периоду, масштабу 10,3 с); b) при помощи опции «Thermogram Synthesis », a= от 152 до 254, b=130 (соответстваует времени $\tau_{\rm opt}=12.8$ с и периодам от 6,9 с до 11,7 с); в) бинарная карта дефектов при SNR = 5,93 уровня ложной тревоги 0%.

Восстановление показывает, что для синтеза термограмм и ускорения обработки достаточно работать в опции «Synthesis». Для дефекта «1» SNR = 5,72, для дефекта «2» SNR = 5,93. Применение восстановления позволило «очистить термограмму» и построить бинарную карту дефектов.

На рисунке 21 показано применение вейвлет-контраста. В этом случае наблюдаются сложности с выбором факторов а и b. Для дефекта «3» SNR = 2,92.

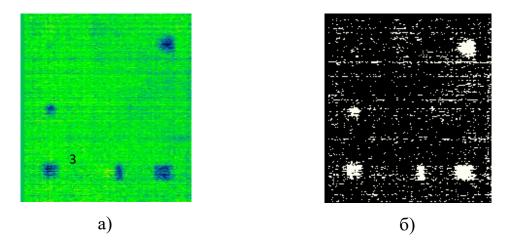


Рисунок 21 — Синтез термограммы а) по вейвлет-контрасту при выбранных масштабах и сдвигах a1 = 200, b1 = 184; a2 = 128, b2 = 21; б) бинарная карта при SNR = 2,92.

Вейвлет-анализ последовательности второго термограмм ИЗ Обработка эксперимента. последовательности, полученной втором эксперименте выполнена в том же режиме, что и обработка песледовательности Естественно, увеличение первого эксперимента. мощности из нагрева уменьшает уровень флуктуационных шумов и повышает SNR.

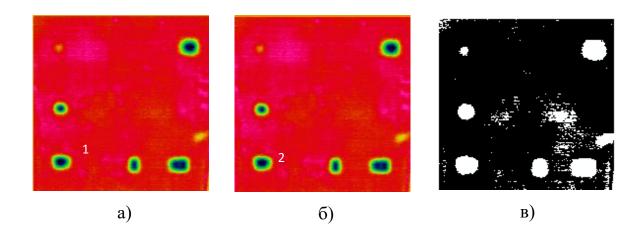


Рисунок 22 — Восстановленные термограммы, а) при помощи опции «Synthesis », a=225, b=130 (соответстваует времени $\tau_{\rm opt}=12,8$ с и периоду, масштабу 10,35 с); b) при помощи опции «Thermogram Synthesis », a= от 202 до 295, b=130 (соответстваует времени $\tau_{\rm opt}=12,8$ с и периодам от 9,29 с до 13,43 с); в) бинарное изображение дефектов (бинарная карта) при SNR = 29,76 и уровня

ложной тревоги 0%.

Для дефекта «1» SNR = 26,6, для дефекта «2» SNR = 29,76. Применение восстановления позволило «очистить термограмму» и построить бинарную карту дефектов.

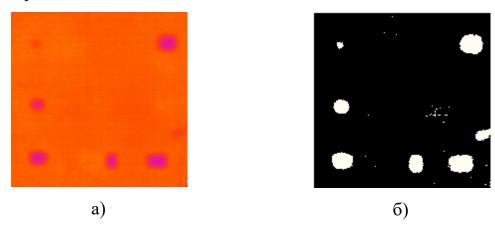


Рисунок 23 — Синтез термограммы а) по вейвлет-контрасту при выбранных масштабах и сдвигах a1=232, b1=222; a2=188, b2=26; б) бинарная карта при SNR = 23,27.

Вывод: Синтез термограмм следует производить с учетом оптимальных времён температурных сигналов и их длительностей. Синтез термограмм позволяет выравнивать поле изображения, уменьшать число артефактов и, следовательно, позволяет строить бинарные изображения дефектов (бинарные карты).

Глава 4 Обработка последовательностей термограмм с помощью Метода Главных Компонент.

4.1 Теоретические положения Метода Главных Компонент.

Метод главных компонент (англ. principal component analysis, PCA) — один из основных способов уменьшить размерность данных, потеряв наименьшее количествоинформации.

Метод главных компонент применим всегда. Распространённое утверждение о том, что он применим только к нормально распределённым данным (или для распределений, близких к нормальным) неверно: в исходной формулировке Пирсона ставится задача об *аппроксимации* конечного множества данных и отсутствует даже гипотеза о их статистическом порождении, не говоря уж о распределении.

Однако метод не всегда эффективно снижает размерность при заданных ограничениях на точность δ_k . Прямые и плоскости не всегда обеспечивают хорошую аппроксимацию. Например, данные могут с хорошей точностью следовать какой-нибудь кривой, а эта кривая может быть сложно расположена в пространстве данных. В этом случае метод главных компонент для приемлемой точности потребует нескольких компонент (вместо одной), или вообще не даст снижения размерности при приемлемой точности. Для работы с такими «кривыми» главными компонентами изобретен метод главных многообразий и версии нелинейного компонент. Больше различные метода главных сложной неприятностей могут доставить данные топологии. Для изобретены аппроксимации также различные методы, например самоорганизующиеся карты Кохонена, нейронный газ или топологические грамматики. Если данные статистически порождены с распределением, сильно отличающимся от нормального, то для аппроксимации распределения полезно перейти от главных компонент к независимым компонентам, которые уже не ортогональны в исходном скалярном произведении. Наконец, для изотропного распределения (даже нормального) вместо эллипсоида рассеяния получаем шар, и уменьшить размерность методами аппроксимации невозможно.

4.2 Обработка экспериментальных последовательностей.

Для начала применим метод главных компонент, МГК. Обычно этот метод в первой компоненте показывает самые сильные изменения температурных полей, все последующие компоненты отражают более слабые изменения, связанные с внутренними тепловыми потоками.

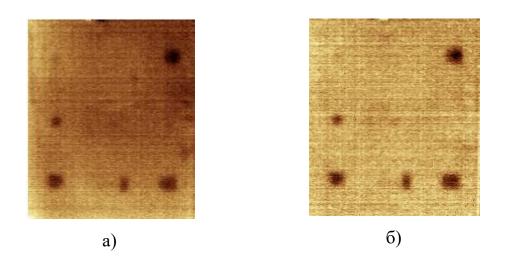


Рисунок 24 — Применение метода главных компонент к последовательности термограмм первого эксперимента, а) 1-я компонента, б) 2-я компонента.

При нагреве образца в первом эксперименте в течении 10 сек 2-мя лампами по 1 кВт после применения МГК на 2-х компонентных термограммах хорошо видны дефекты слоя №2 и очень слабо проявляются дефекты слоя №3. Дефекты слоя №4 не видны. Последующие компоненты носят шумовой характер. См. рисунок 24.

Можно предположить, что все остальные методы не смогут улучшить выявляемость дефектных структур образца.

При нагреве образца во втором эксперименте в течении 5 сек 6-ю лампами по 5 кВт после применения МГК на 4-х компонентных термограммах хорошо видны дефекты слоя №2 и слабо проявляются дефекты слоя №3 на компонентной термограмме №3. Дефекты слоя №4 видны на компонентной

термограмме №4. Соответствующие дефекты выделены пунктирными окружностями Последующие компоненты носят шумовой характер. См. Рисунок 25.

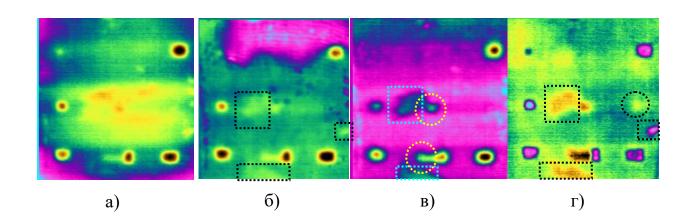


Рисунок 25 — Применение метода главных компонент к последовательности термограмм второго эксперимента, а) 1-я компонента, б) 2-я компонента, в) 3-я компонента, г) 4-я компонента.

Этот метод на первой и второй компонентах хорошо показал неравномерность нагрева, остальные компонентные термограммы кроме дефектов показывают дополнительные структуры не заложенные изначально при изготовлении образца. Скорее всего эти структуры отражают качество склейки слоёв. Эти элементы показаны на термограммах прямоугольными пунктирными линиями.

Глава 5. Оценка отношений сигнал-шума при различных методах обработки.

5.1 Сигнал-шум при обработке последовательностей термограмм классическими методами

5.1.1 Простые методы обработки.

Фильтрация

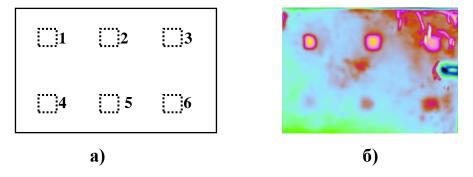


Рисунок 26 — Схема проекции дефектов на поверхность ОК: а) и их соответствие на 80-й термограмме; б) последовательности.

Температурный сигнал имеет вид:

$$\Delta T = T(x_{0i}, y_{0i}) - T(x_i, y_i), \tag{19}$$

где $T(x_{0i},y_{0i})$ — значение температуры в точке (пиксель на изображении) с фиксированными выбранными координатами на і-той термограмме, а $T(x_i,y_i)$ - значение температуры в текущей точке с координатами x_i,y_i на і-той термограмме. См. рисунок ниже.

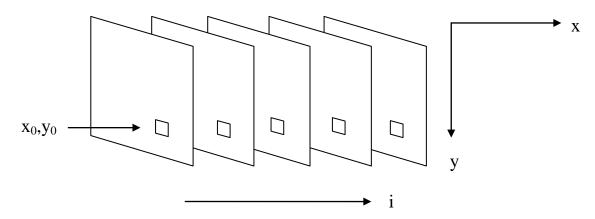


Рисунок 27 — Схема расположения координат точек на ОК в прстранстве и во времени. Время определяется номером термограммы в последовательности.

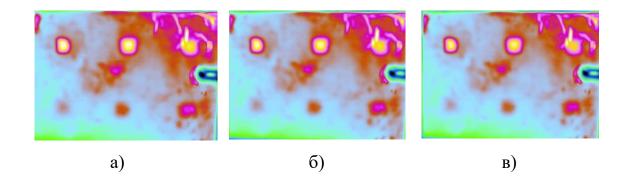


Рисунок 28 – а) после медианной фильтрации 3x3, б) после низкочастотной фильтрации 3x3, в) после фильтрации фильтром Гаусса 5x5

Таблица 4 – SNR для дефектных областей $\,$ OK в оптимальный момент $\tau_{\text{опт}}$ для каждого дефекта после фильтрации

Номер дефекта	SNR в исходной термограмме	SNR Медианная фильтрация 3x3	SNR НЧ-фильтр 3x3	SNR Гауссов фильтр 5х5
1 80	50	56	56	54,5
2 100	70	86	82	81
3 102	74	90	94,5	91
4 130	13	24	19	20,5
5 110	15,5	21	21	19
6 107	31	46	41,5	39,5

Вывод: Фильтрация улучшает выявляемость дефектов.

Контраст

Таблица 5 – SNR для дефектных областей ОК в оптимальный момент $\tau_{\text{опт}}$ для каждого дефекта для контрастных термограмм

Номер дефекта	SNR в исходной термограмме	SNR контраст
1 80	50	56
2 100	70	62
3 102	74	78
4 130	13	16

5 110	15,5	18
6 107	31	38

Вывод: Применение процедуры контрастирования незначительно улучшает выявляемость дефектов.

5.1.2 Нормализация.

Нормализация используется для приведения всех термограмм к одному масштабу амплитуд. Нормализация осуществляется путём деления значений всех пикселей термограмм на пиксели выбранной термограммы. Как правило выбирают термограмму с максимальными значениями температур. В данном случае нормализацию проводили на пиксели термограммы, полученной в конце нагрева:

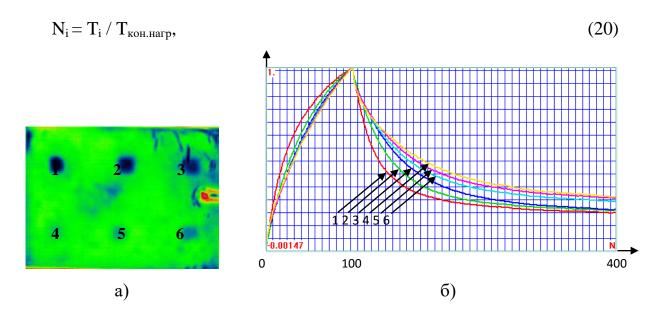


Рисунок 29 — Термограмма № 300 после нормализации на 100-й кадр а) и кривые нагрева/остывания по центрам дефектов после нормализации б)

$$N_i = T_i / T_{\text{кон.нагр}}, \tag{21}$$

Таблица 6 – SNR для дефектных областей ОК в оптимальный момент $\tau_{\text{опт}}$ для каждого дефекта после нормализации термограмм

	SNR	SNR
Номер дефекта	в исходной термограмме	нормализация

1 50	62	33
2 78	68	13
3 105	69	8
4 128	14	12
5 115	22,5	12
6 105	36	13

Вывод: Нормализация выравнивает амплитуды сигналов, что удобно для некоторых видов обработки, но ухудшает SNR.

5.2 Сигнал-шум при обработке последовательностей термограмм специальными методами

5.2.1 Вейвлет-преобразование

Скалярное вейвлет-преобразование с вейвлетом Гаусса 2-го порядка.

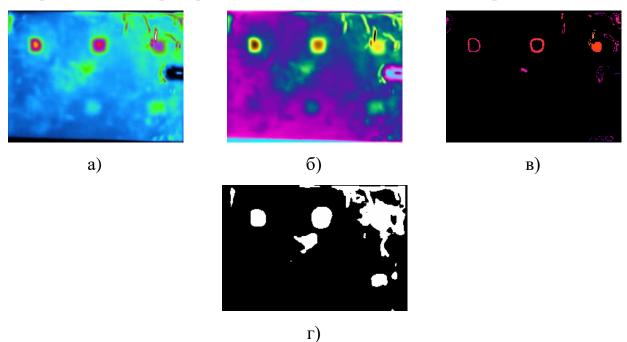


Рисунок 30 — Восстановленные изображения после применения вейвлета Гаусса 2 порядка а) параметры $a=100,\ b=82,\ 6)$ параметры a=82-122, $b=84,\ B)$ параметры при применении режима скелетона $a=94,\ b=86,\ 3,\ \Gamma)$ дефектограмма для изображения с параметрами a=82-122, b=84,.

На рисунке приведены примеры синтеза термограмм. На рисунке 30 а) восстановление было произведено при фиксированных а = 100, b = 82 в режиме вейвлет-коэффициентов. На рисунке 30 б) восстановление было произведено при фиксированном значении b = 84 и в диапазоне а = 82-122 в режиме вейвлет-коэффициентов. На рисунке 30 в) восстановление было произведено при фиксированных а = 94, b = 86 в режиме скелетона. Дефектограмма на рисунке 30 г) показывает выявление 4-х дефектов на фоне артефактов, вызванных воздушными полостями под краской.

Таблица 7 – Скалярный Вейвлет Гаусса 2 порядка (Мексиканская шляпа)

Номер дефекта	(a, b)	SNR
1	(100, 82)	89
2	(100, 88)	125
3	(100, 91)	89
4	(100, 94)	1
5	(100, 94)	22
6	(100, 93)	26

Комплексные вейвлет-преобразования с вейвлетом Морле

Таблица 8 – Комплексный вейвлет Морле

Номер дефекта	(a, b)	SNR
1	(100, 82)	21,74
2	(100, 88)	10,34
3	(100, 91)	21,04
4	(100, 94)	20,80
5	(100, 94)	20,51
6	(100, 93)	20,28



Рисунок 31 — Фазовые изображения после применения комплексного вейвлета Морле а) параметры a = 100, b = 82, б) дефектограмма.

Комплексный вейвлет-преобразование с вейвлетом Гаусса 2-го порядка.

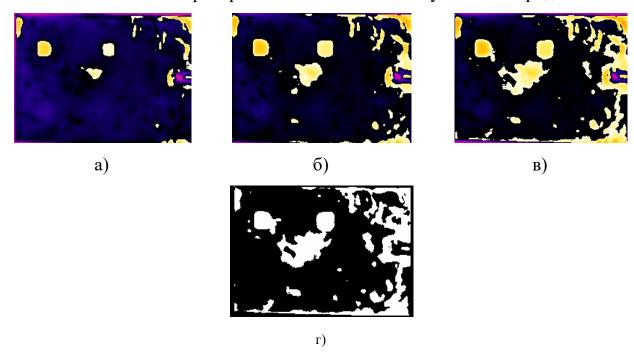


Рисунок 32 — Фазовые изображения после применения комплексного вейвлета Гаусса 2 порядка а) дефект № 1, б) дефект № 2, в) дефект № 3, г) дефектограмма.

На рисунке 32, г на дефектограмме кроме изображения двух дефектов имеются артефакты, вызванные воздушными полостями под краской.

Таблица 9 – Комплексный вейвлет Гаусса 2 порядка (Мексиканская шляпа)

№ дефекта	(a, b)	SNR
1	(100, 82)	160,35

2	(100, 88)	178,78
3	(100, 91)	
4	(100, 94)	
5	(100, 94)	
6	(100, 93)	

Вывод: Скалярный Вейвлет Гаусса 2 порядка (Мексиканская шляпа) наилучший метод.

5.2.2 Метод Главных Компонент

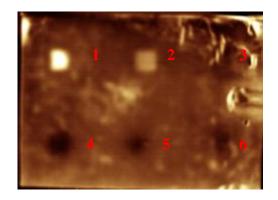


Рисунок 33 — Термограмма после применения метода Главных Компонент Таблица 10 — SNR после применения метода Главных Компонент

Номер дефекта	SNR метода Главных Компонент		
1	54		
2	15,7		
3	7,9		
4	15,7		
5	12,3		
6	10,7		

Заключение

Последовательности термограмм после проведения теплового контроля, так называемые «сырые термограммы» требуют некоторой обработки с целью уменьшения влияния ложных сигналов на достоверность обнаружения дефектных структур. Обработанные термограммы используют для создания дефектограмм, то есть бинарных изображений, где одним цветом, например, белым, окрашивают бездефектные области, другим, например, чёрным, лдефектные области.

Мешающими факторами для создания дефектограмм являются неравномерности нагрева и неравномерность коэффициента излучения поверхности объекта контроля.

Применение методов фильтрации на этапе предварительной подготовки термограмм позволяет очистить изображения от случайных помех.

Простым методом, позволяющим значительно уменьшить влияние неравномерности нагрева является нормализация.

Методы, использующие вейвлет-преобразования дают значительный выигрыш в достоверности обнаружения дефектов, но имеется проблема в правильном подборе параметров преобразования «масштаба» **a** и «сдвига» **b**. Следует применять заранее подсчитанные времена тепловой диффузии или заранее определить оптимальные времена появления сигнала для выбора параметров **a** и **b**..

Метод Главных Компонент позволяет выделить практически все обнаруженные дефекты в первых трёх компонентах, причём в первой компоненте отображаются сигналы с самым большим весом, то есть влиянием на изображение, это в основном искажения теплового поля, вызванные неравномерностями нагрева и коэффициента излучения, а также подповерхностными дефектами.

Список публикаций студента

- 1 Го Вэньцзя. Применение вейвлетов в активном тепловом контроле; науч. рук. В.В. Ширяев // Информационно-измерительная техника и технологии: материалы VI научно-практической конференции, Томск, 27-30 мая 2015 г. / Национальный исследовательский Томский политехнический университет (ТПУ); под ред. А. В. Юрченко. Томск: Изд-во ТПУ, 2015. [С. 149-154]
- 2 Го Вэньцзя. Сравнительный анализ методов обработки последовательностей термограмм; рук. В.В. Ширяев // Информационно-измерительная техника и технологии: материалы VII научно-практической конференции, Томск, 26-28 мая 2016г.

Список использованных источников

- 1. studopedia.ru>2_115368_organovolokniti.html
- 2. helpiks.org>2-71600.html
- 3. http://www.metallo-rukav.ru/kompozit/
- 4. В.П. Вавилов. Тепловой метод неразрушающего контроля и технической диагностики, 2003, pp. 152-154, 188-191.
- 5. F. Galmiche, X. Maldague. Depth defect retrieval using the wavelet pulse phased thermography.- In: Proc. Eurotherm Seminar No. 64 " Quant. IR Thermography", Reims, France, July 18-21, 2000, pp. 194-199.
- 6. L.I. Smith, A Tutorial on Principal Components Analysis, Febr. 26, 2002.-26 p.
- 7. A. Ciliberto, G. Cavaccini, O. Salvetti et al., Porosity Detection in Composite Aeronautical Structures, Infrared Physics & Technology, Vol. 43, 2002, pp. 139-143.
- 8. S. Hermosilla-Lara, P.-I. Joubert, D. Placko et al. Enhancement of open-cracks detection using a principal component analysis/wavelet technique in photothermal nondestructive testing.-In: Abstr. Intern. Conf. Quant. Infrared Thermography QIRT'02, Sept. 24-27, 2002, Dubrovnik, Croatia, pp. 12-13.

Приложение А

Раздел 1

Методы обработки последовательностей термограмм.

(Thermal images processing methods)

Студент:

Группа	ФИО	Подпись	Дата
1БМ4Б	Го Вэньцзя		

Консультант кафедры ФМПК :

Должность	ФИО	Ученая степень, звание	Подпись	Дата
Доцент	Ширяев В.В.	к.т.н.		

Консультант – лингвист кафедры ИЯ ФТИ

Должность	ФИО	Ученая степень, звание	Подпись	Дата
Доцент	Ковалева Ю.Ю.	к.п.н.		

Chapter 1. Thermal images processing methods

1.1 Classical processing methods.

1.1.1 Simple processing methods

Filtration

In the non-contact method of controlling methods must be applied methods eliminate the effect of nonuniform radiation of the objects on the controlling results, methods of protection against the background radiation environment surrounding on the testing object, (filtration, screening test, etc.)

1) Median Pass

Median Pass is performed using an image convolution with a mask size 3 \times 3, 5 \times 5 or 7 \times 7.

For example, the following shows the use of a 3x3 mask to pull out one of the pixels (200):

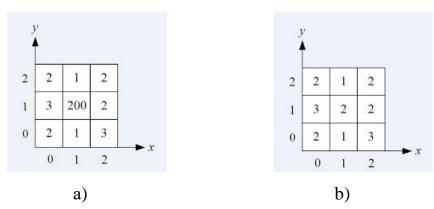


Figure 1. a) – image before median pass, b) –image after median pass.

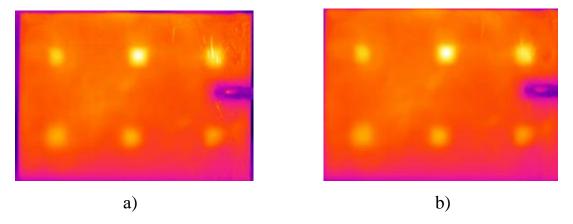


Figure 2. thermograms before and after median pass in three times.

2) Low Pass

Low Pass smoothes out the data, reducing local change and eliminate noise. It calculates the average value for each 3x3 neighborhood. It is essentially the same tool to type Focal Statistics statistics MEAN. The effect is that the large and small values in each neighborhood will be averaged, thereby reducing extreme data values.

In the following example, the input raster contains a point with an abnormal value that arose as a result of errors in data collection. Averaging LOW option have smoothed value characteristics in the anomalous point.

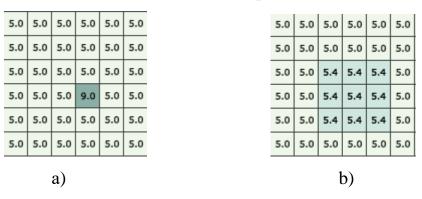


Figure 3. a) –the input data with outliers, b) – smoothing data by the filter.

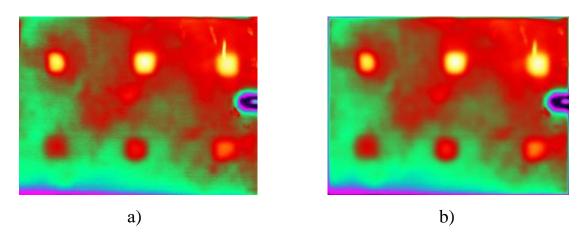


Figure 4. Thermograms before and after Low Pass.

3) Gaussian filter

Gaussian filter refers to the number of smoothing filters. The main applications of the smoothing filters - noise reduction. Since noise varies independently from pixel to pixel, the noise of neighboring pixels will offset each other in the summation. The larger the filter window, the less the average intensity of

noise, but the side effects of these filters - a significant blurring of the image detail. Noise reduction using an averaging filter has a significant drawback: all the pixels in the mask filter at any distance from the work point have the same effect on the result. Improved noise reduction can be achieved if the influence of pixels on the result will decrease with increasing distance. That's the way a Gaussian filter, filter matrix is as follows:

$$h = \begin{pmatrix} 1/16 & 2/16 & 1/16 \\ 2/16 & 4/16 & 2/16 \\ 1/16 & 2/16 & 1/16 \end{pmatrix}$$
a)

a)

b)

Figure 5. Thermograms before and after the Gaussian filter

Conclusion: The use of filter reduces the noise level, but you can not remove the heat distortion.

1.2 Special treatments.

1.2.1 Wavelet transform

The wavelet transform is rapidly gaining popularity in so many different areas such as signal processing, computer graphics, medical imaging and diagnostics. Conventional theory of signal processing based on the application of the Fourier transform. But the application of the Fourier transform has some limitations.

The wavelet transform is a continuous function of the real in relation to the actual wavelet function g, called the base, is defined as

$$U(a,b) = \frac{1}{w(a)} \int_{-\infty}^{+\infty} g\left(\frac{\tau - b}{a}\right) f(\tau) d\tau, \qquad (1)$$

where a – dilation of the parameter, b – location of the parameter, w(a) – weighting function, which allows you to visualize the result of the conversion. The wavelet transform can be regarded as a cross-correlation signal with a set of wave functions (wavelets) different "width". It is generally believed w(a) = a or $w(a) = \sqrt{a}$. Sometimes, the wavelet transform is a mathematical microscope, among them, a^{-1} and b correspond to strengthen (magnification) and position (location) of the signal. In other words, the wavelet transform can detect periodic structures associated with a finite range.

The discrete form of representation (1.1) for the time sequence x(i) has the form:

$$U(a,b) = \frac{1}{w(a)} \sum_{i=1}^{N} g\left(\frac{i-b}{a}\right) x(i),$$
 (2)

The user has a certain freedom to choose the type veylet function, but must comply with the following conditions:

wave function must have a finite energy such as, $\int |g(\tau)|^2 d\tau < \infty$;

if $G(\omega)$ is the Fourier transform of $g(\tau)$, then $\int |G(\omega)^2| (1/\omega) d\omega < \infty$, such as, the wave function should not have zero frequency (DC signal).

Complex wave function must also meet the following condition.

Fourier-transformation must be the real function and becomes negligible at $\omega \le 0$.

Often used wavelet function of the "Mexican hat":

$$g(y) = (1-y)^2 e^{-y^2/2},$$
 (3)

The discrete wavelet transform the expression using "Mexican hat" has a simple form:

$$U(a,b) = \frac{1}{w(a)} \sum_{i=1}^{N} x(i) \left[1 - \left(\frac{i-b}{a}\right)^{2}\right] Exp\left[-\frac{1}{2} \left(\frac{i-b}{a}\right)^{2}\right], \tag{4}$$

The use of TC basic function Morlaix, and the above parameters is called the expansion factor of translation and a scaling factor:

$$W(S,Tr) = \int_{-\infty}^{+\infty} T(\tau) h_{STr}(\tau) d\tau , \qquad (5)$$

where W denotes wavelet transform, and h_{STr} is a subsidiary function, which is linked to the parent function of the expression:

$$h_{STr}(\tau) = \frac{1}{\sqrt{S}} h(\frac{\tau - Tr}{S}), \tag{6}$$

Since the scaling factor is related to the frequency and broadcast factor over time, in the method of wavelet functions not lost time information to assess the depth of the defects.

The wavelet transform can be considered as the correlation between the signal and the scaled parent function. So if $F_T(\omega)$ is the Fourier transform of the signal $T(\tau)$, and $F_h(\omega)$ - the Fourier transform of functions $h(\tau)$, the wavelet transform can be seen as the inverse Fourier transform of the product in this way:

$$W(S,Tr) = \frac{\sqrt{S}}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} F_T(\omega) F_h(\omega) e^{-j\omega T} d\omega, \qquad (7)$$

The product of frequency and time intervals shall satisfy the Heisenberg uncertainty principle:

$$\Delta \tau \Delta \omega \ge 1/2$$
, (8)

Parent Morlet function is defined as

$$h(t) = \exp\left(-j\omega_0 \tau\right) \exp\left(-\frac{\tau^2}{2}\right),\tag{9}$$

where ω_0 -the size of the wave function Morlet. Morlet function is the product of the Fourier transform base responsible for the frequency analysis, Gauss window describing the timing. In the Figure 6 shows the Fourier transform of the Morlet function, which includes two Gaussian functions shifted by ω_0 and $-\omega_0$. Thus, the scaling factor allows you to explore different frequencies at the times determined by the translation factor. In view of the Heisenberg principle, each wavelet image defined within a rectangle $\Delta \tau \Delta \omega$ around S and Tr. This limitation positioning accuracy of the wavelet-functions affect the choice of ω_0 . Uncertainty values ΔTr and the depth of the defect occurrence l increases with ω_0 and

decrease $\Delta \omega$.

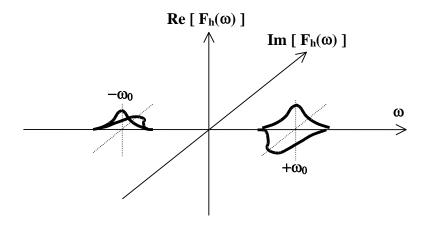


Figure 6. The Fourier transform of the function Morlet.

1.2.1.1. Construction of wavelet functions for use in the treatment thermograms.

The wavelet transform is decorrelated dimensional signal (function of time) in a two-dimensional signal (a function of time and the scaling factor), which leads to an increase in the volume of related calculations. For their reduction is proposed to use two well-known expression in TC that bind:

observation time with the depth of the defect occurrence
$$\tau = \frac{l^2}{\alpha}$$
, (10)

and thermal diffusion length with the frequency
$$\mu = \sqrt{\frac{2\alpha}{\omega}}$$
, (11)

The combination of the expressions provided $l = \mu$ It leads to the condition:

$$\tau = \frac{2}{\omega},\tag{12}$$

Translation factor Tr corresponds to the time of observation τ , and a scaling factor S - ω_0/ω . The connection between these two parameters is given by:

$$S = \frac{\omega_0}{2} Tr \tag{13}$$

Using the last expression allows you to keep the dimension of the analyzed signal, calculating the value of the scaling factor S for each value of Tr. The values

Tr limited measurement time, so:

$$W(S,Tr) = \int_{-\infty}^{\infty} T(\tau) \frac{1}{\sqrt{0.5\,\omega_0\,Tr}} h(\frac{\tau/Tr - 1}{0.5\,\omega_0}) d\tau$$
(14)

As in the case of Fourier transform, wavelet image comprising real and imaginary parts, and therefore allows to determine the phase characteristics of the images in space (as allowed by this method include pulsed thermography phase). Wavelet images are characterized by the same features as the Fourier-images. Phase wavelet transform is used to detect defects in a particular Sobel operator is used to segment the defects [2]. In turn, the calibration factor of translation (the difference between the pixel values) to evaluate the depth of the defects [2].

The TC method of wavelet functions is little known, and its advantages - debatable, since the change in signals from defects $\Delta T(\tau)$ time is not pulsed and smooth character.

1.2.2 Principal Component Analysis

Principal Component Analysis – PCA is a useful statistical procedure, which has recently been on the increase in problems of pattern recognition and data compression, in particular, when very large amounts of data being analyzed [3].

The method is applicable to the statistical distribution of the data with zero mean value. Its essence consists in calculating the covariance matrix of original data and its own feature vector and the eigenvalues of the matrix. Eigenvectors are arranged in order of their values in order from highest to lowest, which gives a statistical set of components in descending order of importance. Neglecting the lower components can be reduced metric tasks, for example, eliminate the influence of convective heat transfer in the analysis of metal products, if you are using a multi-dimensional thermal model, in which there is convection. Choosing from the resulting list of eigenvectors of the most significant, constitute feature vector, which is a matrix of column eigenvectors.

Finally, by multiplying the transposed vector characteristics on the original data vector, can get a new set, expressed in terms of the eigenvectors are considered significant.

In forensics, for example, the method of principal component analysis is used in the recognition of human faces. Compare current face parameters are the most significant eigenvectors by analyzing the differences between the current value and the available data sets, which greatly speeds up the identification.

The TC study of principal component only begun. For example, its use is described for evaluating the porosity of CFRP, which is made of honeycomb panel planes [4]. The pretreatment data was performed using a two-dimensional wavelet transformation which has been applied to the data obtained in the temporal domain. Porosity was determined indirectly by calculating each point in the thermal model. In [5], principal component analysis was used by experts of the Office of Aeronautics France (ONERA) to decrypt the industrial testing of metal products results using the IR camera, implementing the principle of "flying spot"; In particular, it was possible to increase the detectability of open fractures in the automatic control mode, wherein the defects at step (after the data by principal component analysis processing) using wavelet analysis.