

УДК 519.92

**ИДЕНТИФИКАЦИЯ ПОВЕРХНОСТНЫХ ДЕФЕКТОВ ЛИСТОВОГО ПРОКАТА  
МЕТОДОМ ВЕЙВЛЕТ-АНАЛИЗА ИЗОБРАЖЕНИЙ  
С УПРАВЛЯЕМЫМ РАЗРЕШЕНИЕМ**

© 2013 г.

*Н.А. Соловьев, Д.А. Лесовой, М.И. Кузьмин*

Нижегородский государственный педагогический университет

povt@unpk.osu.ru

*Поступила в редакцию 30.11.2012*

Решается задача автоматической идентификации поверхностных дефектов листового проката для адаптации АСУТП прокатного стана к устранимым дефектам в процессе производства. Предложена модель изображения, позволяющая использовать вейвлет-анализ в задаче идентификации дефектов. Модифицирован алгоритм вейвлет-анализа для модели в матричной форме, обеспечивающий параллеливание по данным. Экспериментально определены уровни разрешения для устранимых и неустранимых дефектов, выявлены способы, обеспечивающие идентификацию дефектов в реальном времени.

*Ключевые слова:* автоматическая идентификация дефектов, вейвлет-анализ изображений, параллельный алгоритм фильтрации.

**Введение**

В кризисных условиях особенно важна конкурентоспособность производимой продукции. Продукция прокатного производства цветного металла получила широкое применение на предприятиях авиационной, автомобильной и пищевой промышленности, при этом повышенный интерес вызывает холоднокатаный тонколистовой прокат. Задача обеспечения требуемого качества продукции становится одной из центральных в связи со скачкообразным ростом поверхностных дефектов производства тонколистового проката.

Проблемам обеспечения качества технологического процесса холодного проката посвящен ряд работ известных российских и зарубежных исследователей. Обобщая результаты исследований, можно сделать вывод, что в настоящее время сложилась система методов, моделей и средств выявления дефектов производства листового металла, разработаны общеметодологические принципы их использования, позволяющие решать широкий спектр задач технологии холодного проката. Вместе с тем, существующие средства идентификации дефектов (СИД) позволяют надежно выявить дефекты при скоростях проката, ограничивающих потенциальную производительность прокатных станов. В связи с постоянным повышением требований к характеристикам холодного проката

(толщина) возникает необходимость разработки принципиально иных подходов к идентификации дефектов продукции непосредственно в процессе производства, т.е. работающих в реальном масштабе времени. Это определяет актуальность проведения исследований в области автоматической идентификации поверхностных дефектов листового проката непосредственно в процессе производства для оперативной коррекции параметров контура управления прокатным станом.

Эти обстоятельства определяют цель исследования: обеспечение потенциальной производительности стана холодного тонколистового проката на основе адаптации контура управления автоматизированной системы управления технологическими процессами (АСУТП) к поверхностным дефектам тонколистового проката. Одной из научных задач, обеспечивающих достижение цели исследования, является задача совершенствования методов цифровой обработки изображений с управляемым разрешением на основе высокопроизводительных систем.

**Моделирование процесса идентификации  
поверхностных дефектов**

Исследования авторов показали [1], что для идентификации поверхностных дефектов листового проката видеоизображения могут быть описаны моделью случайного двумерного поля

в виде суммы двух компонент

$$f(x, y) = f_1(x, y) + f_2(x, y), \quad (1)$$

где  $f(x, y)$  – поле яркости;  $x, y$  – координаты изображения;  $f_1(x, y)$  – яркость стационарного поля (текстурная компонента);  $f_2(x, y)$  – яркость меняющегося поля дефектов.

Для описания двухкомпонентной модели изображений (1) авторами предложено использовать математический аппарат вейвлет-анализа (ВА) [2,3]. В основе ВА лежат иерархические свойства масштабирующих скейлинг-функций  $\phi_{m,k}(x)$  и детализирующих вейвлет-функций  $\psi_{m,k}(x)$ , позволяющих представить любую одномерную функцию  $f(x)$  в виде ее последовательных вейвлет-разложений (ВР). Пусть пространство  $V_m$ , где  $m$  масштаб преобразования, натянуто на  $\phi_{m,k}(x)$ , т.е.  $V_m = span\{\phi_{m,k}(x)\}$ , и обладает свойствами вложенности ( $V_0 \subset V_1 \subset \dots \subset V_m \subset \dots \subset L^2(R)$ ) и иерархичности ( $f(x) \in V_m \Leftrightarrow f(2x) \in V_{m+1}$ ). Тогда пространство  $V_{m+1}$  может быть определено как сумма пространства  $V_m$  и дополнения к нему  $W_m$  (базис пространства  $W_m$  образуют вейвлеты  $\psi_{m,k}(x)$ ), т.е.  $V_{m+1} = V_m \otimes W_m$ . Отсюда произвольную функцию  $f(x) \in L^2(R)$  можно аппроксимировать последовательностью функций  $f_m(x) \in V_m$  в соответствии с зависимостью, которая хорошо согласуется с моделью (1) вида:

$$f(x) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} c_{m,k} \phi_{m,k}(x) + \sum_{m=m'}^{\infty} \sum_{k=-\infty}^{\infty} d_{m,k} \psi_{m,k}(x), \quad (2)$$

$m, k \in I,$

где  $c_{m,k}, d_{m,k}$  – аппроксимирующие и детализирующие коэффициенты;  $m, k$  – параметры масштаба и сдвига в пространстве целых чисел  $I$ .

Коэффициенты  $c_{m,k}$  и  $d_{m,k}$  на любом уровне разрешения  $m$  в форме быстрых итерационных вычислений определяются зависимостями вида:

$$c_{m+1,k} = \sum_m h_m c_{m,2k+m},$$

$$d_{m+1,k} = \sum_m g_m c_{m,2k+m},$$

что позволяет перейти матрично-векторной форме:

$$c_{m-1} = H_m c_m, \quad d_{m-1} = G_m c_m. \quad (3)$$

Строки матрицы  $H$  и  $G$ , состоящие из компонент соответствующих фильтров  $h$  и  $g$ , образуются последовательным сдвигом первой строки (если базисные функции инвариантны относительно сдвига):

$$H = \begin{bmatrix} \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ \dots & h_{-1} & h_0 & h_1 & h_2 & h_3 & \dots & & & \\ & \dots & h_{-2} & h_{-1} & h_0 & h_1 & h_2 & \dots & & \\ & & \dots & h_{-3} & h_{-2} & h_{-1} & h_0 & h_1 & \dots & \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \end{bmatrix}.$$

Матрица  $G$  выглядит аналогично.

Базисные функции Хаара, обладающие ортогональностью и симметричностью, инвариантны относительно сдвига

$$\psi(x) = \begin{cases} 1, x \in (0, 1/2), \\ 0, x \in (1/2, 1), \end{cases} \quad \phi(x) = \begin{cases} 1, x \in (0, 1), \\ 0, x \notin (0, 1). \end{cases}$$

Кроме того, коэффициенты фильтров в системе Хаара табулированы:  $h_0=2^{-1/2}, h_1=2^{-1/2}, \dots, g_0=2^{-1/2}, g_1=2^{-1/2}, \dots$ .

Расширение ВР с одномерного случая на двумерный  $L^2(R^2)$  реализуется за счет всех комбинаций тензорных произведений базисных функций одномерного случая [2]:  $\phi\phi(x, y) = \phi(x)\phi(y), \phi\psi(x, y) = \phi(x)\psi(y), \psi\phi(x, y) = \psi(x)\phi(y), \psi\psi(x, y) = \psi(x)\psi(y)$ .

Следовательно, модель (1) хорошо согласуется с ВР в виде суммы двух компонент

$$f(x, y) = \sum_{j=-\infty}^{\infty} \sum_{k=-\infty}^{\infty} c_{j,k} \phi\phi(x, y) + \sum_{i=0}^{\infty} \sum_{j=-\infty}^{\infty} \sum_{k=-\infty}^{\infty} (d_{1,j,k}^{(i)} \phi\psi_{j,k}^{(i)}(x, y) + d_{2,j,k}^{(i)} \psi\phi_{j,k}^{(i)}(x, y) + d_{3,j,k}^{(i)} \psi\psi_{j,k}^{(i)}(x, y)), \quad (4)$$

где  $c_{j,k}$  – вейвлет-коэффициенты (ВК) текстурной компоненты;  $d_{1,j,k}^{(i)}, d_{2,j,k}^{(i)}, d_{3,j,k}^{(i)}$  – детализирующие ВК случайного поля.

В основе (4) лежит итерационное применение низкочастотного (НЧ) и высокочастотного (ВЧ) фильтров, с последующим удалением каждого второго элемента (прореживанием) к низкочастотному сигналу изображения, реализуемое алгоритмами дискретного вейвлет-преобразования (ДВП). В результате НЧ фильтрации имеет место приближение исходного изображения, в результате ВЧ – его детализация. Двумерное ДВП реализуется в применении одномерного преобразования последовательно к строкам и столбцам изображения. Таким образом, имеются одна низкочастотная полоса и три высокочастотные, причем высокочастотные ВК каждой полосы отвечают за конкретное направление – вертикальное, горизонтальное, диагональное. После такого преобразования все мелкие детали (дефекты) изображения наряду с шумом будут содержаться в ВЧ ВК.

На рис. 1 представлен алгоритм двумерного ВР изображений проката с дефектом «Отверстие» (исходное, детализированное и отфильтрованное).

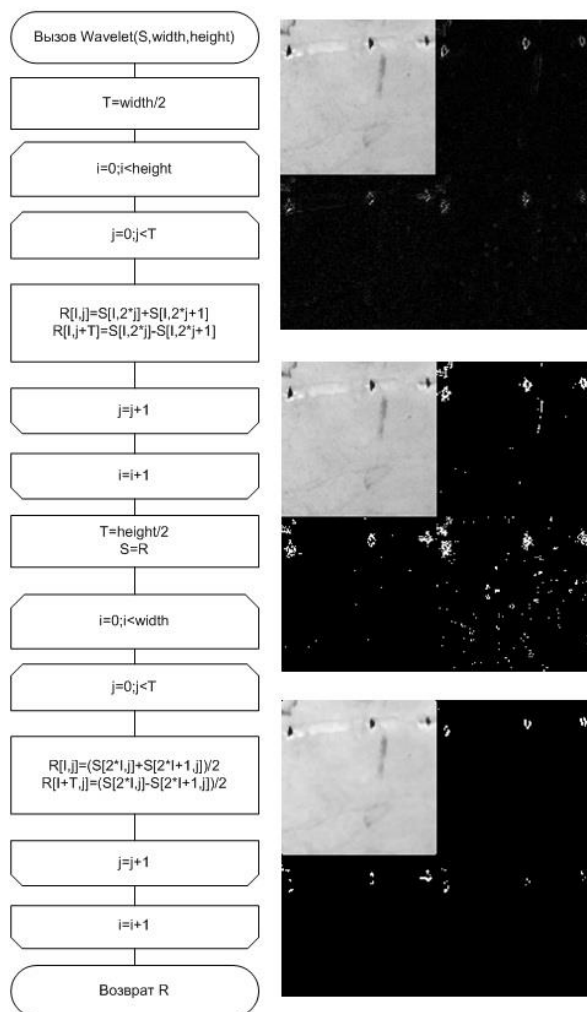


Рис. 1. Алгоритм двумерного ВР с дефектом «Отверстие» и результаты преобразования

Доказано [1], что каждая из детализирующих составляющих двумерного ДВП имеет нормальное распределение с нулевым математическим ожиданием. Выдвинута гипотеза о том, что дефекту соответствует наличие ВЧ ВК больших, чем утроенное среднеквадратичное отклонение (СКО) на первом уровне ВР. Ввиду наличия шумов в ВЧ ВК за счет эмульсионного покрытия металла изображения предварительно подвергаются медианной фильтрации.

С целью определения минимального уровня разрешения для идентификации различных типов поверхностных дефектов исследована эффективность работы предложенного алгоритма ВР. Для исследования выбраны неустранимый дефект «Отверстие» и устранимый дефект «Мягость». На рис. 2, 3 представлены результаты

работы алгоритма ВР (а – исходное изображение, б – результат ВР).

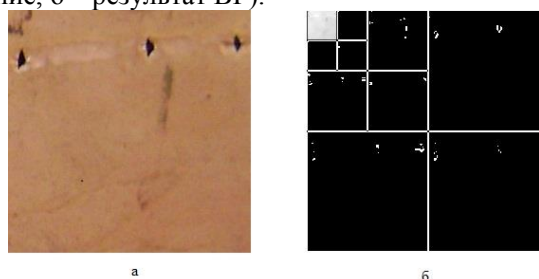


Рис. 2. Реализация алгоритма ВР для неустранимого дефекта «Отверстие»

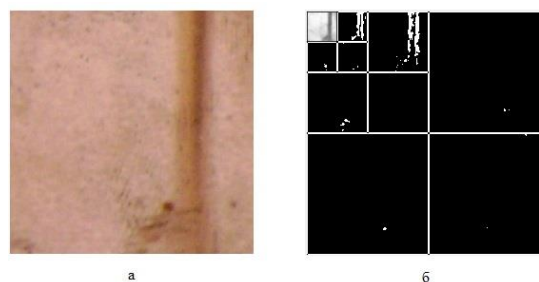


Рис. 3. Реализация алгоритма ВР для устранимого дефекта «Мягость»

Анализ результатов показал, что для обнаружения дефекта «Отверстие» достаточно одного уровня ВР, а дефект «Мягость» полностью проявляется только на третьем уровне разложения.

Таким образом, для идентификации поверхностных дефектов достаточно трех уровней разложения исходного видеоряда, причем неустранимые дефекты идентифицируются после первого шага. На более высоких уровнях преобразования начинают проявляться особенности текстурной компоненты изображения.

### Ускорение алгоритма вейвлет-разложения изображений

Предложенный алгоритм ВР позволяет определить наличие дефектов по изображению листового проката. Однако время работы такого алгоритма для изображения 1.5 мегапикселя на компьютере с конфигурацией Intel Core I3 2.2 ГГц, 4 GB RAM составляет в среднем 1.1 секунды, что не обеспечивает применения алгоритма для обработки видеоряда (25 кадров в секунду) в реальном времени. При этом основную часть времени занимает работа медианного фильтра (1.06с). Отсюда следует актуальность задачи ускорения алгоритма медианной фильтрации для идентификации дефектов в процессе производства.

Реализация медианного фильтра при помо-

щи гистограмм, предложенной в [6], позволяет сократить время работы медианного фильтра до 0.45 с, однако этого недостаточно для обработки видеоряда в реальном времени.

Для ускорения работы алгоритма фильтрации ВК исследован алгоритм идентификации, который состоит из трех этапов: двумерное ВР до необходимого уровня, медианная фильтрация ВК и определение коэффициентов, больших, чем утроенное СКО. Это означает, что для идентификации дефектов важны не значения отфильтрованных коэффициентов, а сравнение этих коэффициентов с утроенным СКО. С учетом этого факта для определения медианы в окне фильтра достаточно вычислить число элементов, больших, чем утроенное СКО. Если количество таких элементов будет больше половины количества элементов в окне фильтра, то медиана больше, чем утроенное СКО. Учитывая, что при переходе к следующему элементу окно фильтра сдвигается на один столбец, можно хранить значения двух предыдущих столбцов и пересчитывать данные лишь одного добавляемого столбца. Реализованный на основе этих принципов медианный фильтр работает за 0.1с, что также не достаточно для работы в реальном времени.

Дальнейшее ускорение работы алгоритма достигается сочетанием распараллеливания алгоритма идентификации на несколько ядер с использованием векторных команд процессора (ВКП) из набора SSE2. Технология SSE2 включает в архитектуру процессора восемь 128-битных регистров и набор инструкций, работающих со скалярными и упакованными типами данных, а также с целочисленными данными. Преимущество в производительности достигается тогда, когда необходимо произвести одну и ту же последовательность действий над разными данными. При этом блоком SSE осуществляется распараллеливание вычислительного процесса по данным.

Коэффициенты ВР представляют собой вещественные числа, однако, учитывая тот факт, что при ВР по базису Хаара ВК представляют собой суммы и разности исходных элементов, умноженные на табулируемый коэффициент, можно хранить отдельно коэффициенты для каждого уровня преобразования и данные в виде целых чисел. За один уровень двумерного ВР значения увеличиваются максимум в 4 раза (сложение пар элементов по строкам, а затем по столбцам). При исходных значениях яркостей

пикселей от 0 до 255 для трех уровней ВР максимальное значение коэффициентов ВР составляет 16320. Поэтому для хранения элементов можно использовать 16-битный тип данных, то есть в 128-битных регистрах можно обрабатывать по 8 элементов одновременно.

На рис. 4 представлен алгоритм фильтрации ВК при идентификации дефектов на основе ВКП. В схеме алгоритма использованы следующие обозначения: Source – исходная матрица ВК; Result – матрица результатов работы медианного фильтра; a – массив из трех векторных переменных; sko – СКО для текстуры. Результат операции сравнения для каждой пары элементов вектора равен 0, если результат ложный, или равен  $FFFF_{16}$ , если результат сравнения истинный.

Медианный фильтр с использованием ВКП работает за 0.017с. Учитывая, что на каждом шаге цикла по переменной  $j$  обрабатываются не зависящие от предыдущего шага данные, алгоритм можно распараллелить.

Исследования проводились для исходного изображения объемом 1.5 мегапикселя на компьютере с конфигурацией Intel Core I3 2.2 ГГц, 4 GB RAM. Результаты исследования приведены в таблице 1.

Таблица 1  
Результаты работы различных вариантов фильтрации

Реализация	Результат, с
С использованием сортировки	1.04
С использованием гистограммы	0.45
С использованием сравнения медианы с утроенным СКО	0.1
С использованием векторных команд процессора	0.017
Сочетание ВКП и распараллеливания на два ядра	0.01

Распараллеливание алгоритма медианной фильтрации по технологии OpenMP на двух ядрах приводит к уменьшению времени работы алгоритма до 0.01с, что приемлемо для обработки видеоряда в реальном времени.

Таким образом, предложенные алгоритмы идентификации позволяют распараллелить часть цифровой обработки изображений и, в сочетании с использованием векторных команд процессора, обеспечить работу СИД в реальном масштабе времени.

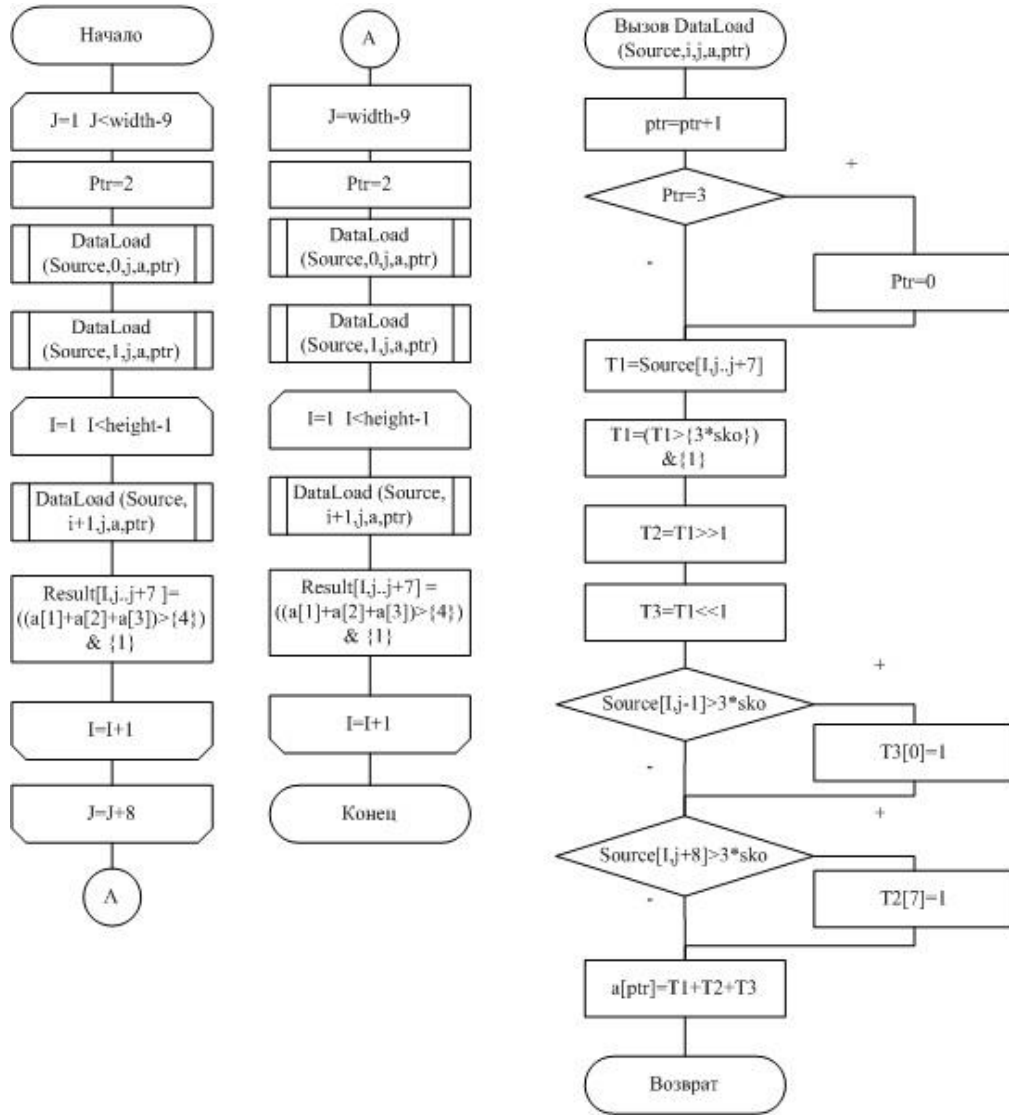


Рис. 4. Алгоритмы медианной фильтрации

**Проект прототипа высокопроизводительной системы идентификации**

В качестве основы разработки прототипа высокопроизводительной СИД приняты технологии MPI и OpenMP. На рис. 5 изображены два способа декомпозиции для реализации параллельных алгоритмов, выбор которых основывается на анализе вычислительной схемы решения исходной задачи [4].

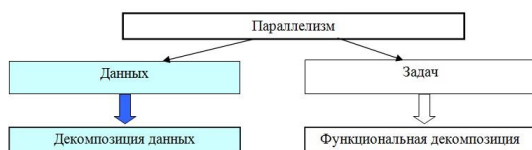


Рис. 5. Способы декомпозиции для реализации параллельных алгоритмов  
Поскольку задача идентификации дефектов

по изображению относится к задаче с однопоточной обработкой элементов большого набора, то параллелизм базируется на декомпозиции данных. Поэтому сначала сегментируются данные (кадры видеосъемки 1400\*900), а затем алгоритм их обработки (фильтрации, вейвлет-разложения, идентификации дефектов). Кадры разбиваются на фрагменты приблизительно одинакового размера (700\*900, 350\*900). С фрагментами связываются операции их обработки, из которых формируются подзадачи, определяются необходимые пересылки данных. Архитектура СИД представлена на рис. 6.

Для организации параллельных потоков на основе OpenMP использованы директивы распараллеливания `omp parallel` и распределения итераций циклов `omp for`. Для организации параллельных процессов на основе MPI использованы функции коллективной передачи данных `MPI_Scatterv` и `MPI_Gather`.

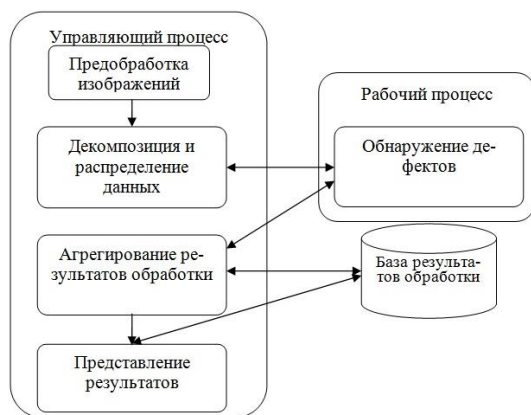


Рис. 6. Архитектура прототипа СИД

Таким образом, разработан прототип СИД, на основе которого возможна оценка эффективности предложенных методов, моделей и технических решений.

### Снижение загрузки канала передачи данных

Снижение загрузки канала передачи данных путем уменьшения объема передаваемых изображений позволит уменьшить время обмена между вычислительными узлами. Исследования показали, что во всех случаях требуемый размер кадра меньше исходного. Для выявления избыточности передаваемых данных определены требуемый (1260000 байт) и фактический размер кадра видеоряда, исходя из следующих условий: частота съемки 1/30с, размер кадра по одному измерению не меньше 60 см, размер кадра по другому измерению - не меньше расстояния, которое проходит точка за 1/30с, формат кадра 4/3.

В таблице 2 приведены размеры кадров после исключения «ненужных» пикселей.

Следовательно, для требуемой ширины проката, частоты съемки 1/30с, соотношением длин сторон кадра 4/3 можно снизить размерность передаваемых изображений до 67% в зависимости от скорости проката.

В таблице 3 представлены результаты загрузки канала передачи изображений.

Результаты исследований свидетельствуют о том, что при сокращении объема передаваемых изображений снижается загрузка канала передачи данных СИД. При этом повышение затрат времени на подготовку файла к идентификации

незначительно.

Таблица 2

### Размеры кадров после исключения «ненужных» пикселей

Требуемая площадь кадра (см <sup>2</sup> )	Исходная площадь кадра (см <sup>2</sup> )	Размер файла после исключения пикселей (байт)	Снижение объема данных (%)
3600 (60*60)	4800 (60*80)	945000	2
2160 (60*36)	2700(60*45)	1008000	20
2160 (60*36)	4800 (60*80)	567000	55
1560 (60*26)	2700 (60*45)	728000	43
1560 (60*26)	4800 (60*80)	409500	67

Таблица 3

### Загрузка канала передачи изображений

Размер файла (байт)	Ср. время передачи одного файла (с)	Ср. время передачи 1000 файлов (с)	Время подготовки файла (с)
2520000	0,3	23	0 с
2016000	0,2	19	0,02
1134000	0,1	9	0,04
1456000	0,1	9	0,06

### Экспериментальное исследование прототипа

Для определения требуемого количества процессоров проведен эксперимент на вычислительном кластере, который построен на базе 14 процессоров Intel Xeon 3.2 ГГц. [5]. Все узлы объединены вычислительной сетью Infiniband со скоростью 10 Гбит/с и управляющей сетью Ethernet со скоростью 1 Гбит/с. Суммарная пиковая производительность кластера составляет 451.6 GFLOP/s. Для проведения эксперимента создана база из 3000 изображений с разрешением 1400\*900 (расширение .bmp), глубина цвета 8 бит на пиксель, оттенок цвета черно-белый. 10% из изображений содержали дефекты. Оценка работы алгоритма измеряется в секундах.

Результаты имитационного эксперимента приведены в таблице 4.

Таким образом, имитационный эксперимент показал, что разработанный прототип СИД работает в реальном масштабе времени.

Таблица 4

## Результаты имитационного эксперимента

Кол-во кадров	Последоват. алгоритм	Параллельный алгоритм					
		конвейер		2 потока		2 потока + конвейер	
		время	ускорение	время	ускорение	время	ускорение
30	2.81	1.21	2.32	1.65	1.70	0.77	3.65
50	4.72	2.03	2.33	2.72	1.74	2.72	3.74
100	9.43	4.05	2.33	5.45	1.73	2.91	3.24
500	47.15	20.39	2.31	27.2	1.73	14.58	3.23
1000	94.27	40.71	2.32	54.38	1.73	28.9	3.26
2000	188.51	81.54	2.31	108.7	1.73	57.6	3.27
3000	282.81	122.19	2.31	163.5	1.73	86.75	3.26

Продолжение таблицы 4

Кол-во кадров	Параллельный алгоритм							
	4 потока		4 потока + конвейер		2 процесса (2потока+конвейер)		4 процесса (4потока+конвейер)	
	время	ускорение	время	ускорение	время	ускорение	время	ускорение
30	0,91	3.09	0.62	4.53	0.69	4.07	0.57	4.93
50	1.6	2.95	1.05	4.50	1.17	4.03	0.96	4.92
100	3.16	2.98	2.12	4.45	2.32	4.06	1.92	4.91
500	15.93	2.96	10.44	4.52	11.49	4.10	9.61	4.91
1000	31.85	2.96	20.92	4.51	23.01	4.10	19.12	4.93
2000	63.69	2.96	41.27	4.57	46.08	4.09	38.35	4.92
3000	94.8	2.98	63.6	4.45	68.75	4.11	57.6	4.91

**Заключение**

Для идентификации поверхностных дефектов листового проката предложена модель изображения, позволяющая использовать вейвлет-анализ для выявления поверхностных дефектов. Получил развитие аппарат вейвлет-анализа в форме матричного описания модели, обеспечивающей идентификацию дефектов в реальном времени на основе сочетания распараллеливания процессов по данным и использования векторных команд процессора. Экспериментально определены уровни разрешения для устранимых и неустраимых поверхностных дефектов. Определены меры, снижающие размерность видеопотока изображений, подвергающихся цифровой обработке. Применение параллельных вычислений позволило надежно выявить дефекты в реальном масштабе времени при скоростях проката 18 м/с ускорение составило от 2 до 5 раз.

*НИР выполнена в соответствии с проектом*

*№14.В37.21.0176 Федеральной целевой программы "Научные и научно-педагогические кадры инновационной России" на 2009–2013 гг. Выполнение работ по проекту соответствует выполняемым в последнее время научно-образовательным программам по развитию суперкомпьютерного образования в стране [7–10].*

*Список литературы*

1. Бугаев Д.П., Соловьев, Н.А. Развитие АСУТП прокатного стана на основе выявления поверхностных дефектов металла методом вейвлет-преобразований видеоизображений // Специальный выпуск журнала «Известия Самарского научного центра Российской академии наук». 2009. С. 180–184
2. Переберин А.В. О систематизации вейвлет – преобразований // Вычислительные методы и программирование. 2001. №2. Раздел 3. С. 15–40.
3. Виттих В.А., Сергеев В.В., Соيفер В.А. Обработка изображений в автоматизированных системах научных исследований. М.: Наука, 1982. 218 с.
4. Гергель, В.П. Теория и практика параллельных вычислений. М.: Бином. Лаборатория знаний.

2007. 424 с.

5. Вычислительный кластер ОГУ [Электронный ресурс]. 2012. Режим доступа: [WWW.URL: http://cluster.osu.ru/](http://cluster.osu.ru/).

6. Huang T.S., Yang G.J., Tang G.Y. A fast two-dimensional median filtering algorithm // IEEE transactions on acoustics, speech and signal processing. Vol. ASSP-27. 1979. № 1.

7. Гергель В.П., Стронгин Р.Г. Опыт Нижегородского университета по подготовке специалистов в области суперкомпьютерных технологий // Вестник Нижегородского университета им. Н.И. Лобачевского. 2010. № 3-1. С. 191–199.

8. Воеводин В.В., Гергель В.П. Суперкомпьютерное образование: третья составляющая суперком-

пьютерных технологий // Вычислительные методы и программирование: новые вычислительные технологии. 2010. Т. 11. № 2. С. 117–122.

9. Гергель В.П., Линева А.В., Мееров И.Б., Сысов А.В. Об опыте проведения программ повышения квалификации профессорско-преподавательского состава по направлению высокопроизводительные вычисления // Открытое и дистанционное образование. 2010. № 3. С. 15–20.

10. Гергель В.П., Соколинский Л.Б., Демкин В.П., Попова Н.Н., Бухановский А.В. Развитие системы суперкомпьютерного образования в России: текущие результаты и перспективы // Вестник Нижегородского университета им. Н.И. Лобачевского. 2012. № 4. С. 268–274.

#### IDENTIFICATION OF SURFACE FLAWS IN ROLLED METAL SHEETS USING THE WAVELET ANALYSIS OF CONTROLLED-RESOLUTION IMAGES

*N.A. Solovyov, D.A. Lesovoy, M.I. Kuzmin*

The problem of automatically identifying surface flaws in rolled metal sheets is considered to adapt an automated control system of a rolling mill for curable flaws in the process of production. A model is presented that makes it possible to use the wavelet analysis in solving the flaw identification problem. The algorithm of the wavelet analysis is modified for a matrix-form analysis providing for the parallelization of the data. Resolution levels for curable and non-curable flaws are determined experimentally, ways of the on-line flaw identification are found.

*Keywords:* automated flaw identification, wavelet analysis of images, parallel filtration algorithm.