

Модель компьютерной обработки и анализа экспериментальных данных при исследовании плазменного источника ультрафиолета

В. Т. Лазурик, А. В. Починок

Харьковский национальный университет им. В.Н. Каразина, Украина

In the present paper the new approach in Data Mining computer technology in the application to the primary scientific data is described. The model of data array processing and the architecture of the software are offered to reveal and analyze the laws of empirical dependences storage systems. The set of mathematical methods for results measurement processing is determined. The analytical relations and algorithms for the modified numerical methods of results measurement processing are advanced. On the basis of the developed algorithms the software «PSData» is created. The example of data processing in extreme ultraviolet sources characteristics of measurements storage systems using the computer system «PSData» is described.

1. Введение

Использование современных методов сбора и хранения результатов измерений и/или компьютерного моделирования в научных исследованиях привело к бурному росту объемов накапливаемой информации. Информационные потоки данных, получаемые от научных инструментов настолько велики, что даже мощные человеко-машинные интерфейсы являются узким местом в процессе анализа этих данных. Сегодня, развитие средств анализа не поспевает за развитием средств сбора и хранения информации, но ведь без тонких методов анализа данных не возможно получить сведения о физических закономерностях исследуемых явлений. В этой связи, актуальной научно-технической задачей является развитие современной информационной технологии Data Mining [1-10], в направлении компьютерных методов анализа и выявления скрытых закономерностей в первичных данных научных исследований.

Data Mining содержит процессы обнаружения в «сырых» данных ранее неизвестных нетривиальных практически полезных и доступных интерпретации знаний, необходимых для принятия решений в различных сферах человеческой деятельности [2]. Эта компьютерная технология существенно ориентирована на обработку больших объемов разнородных данных. Технология Data Mining является мультидисциплинарным направлением, возникшим и развивающимся на базе достижений прикладной статистики, распознавания образов, методов искусственного интеллекта, теории баз данных и других научно-технических областей. Это объясняет обилие методов и алгоритмов, реализованных в различных действующих системах Data Mining [4]. Многие из таких систем интегрируют в себе сразу несколько различных подходов и компонентов. При этом, однако, в каждой системе имеется какой-то ключевой компонент, на который делается основной упор при реализации технологии [4-15].

Отметим, что использование базовых методов Data Mining, хорошо зарекомендовавших себя при решении задач в областях бизнес-аналитики и классификации объектов, для обработки данных научных экспериментов наталкивается на ряд принципиальных проблем. Действительно, как правило, в каждом эксперименте первичные данные, получаемые от научных инструментов, представляют собой несколько массивов значений регистрируемых физических величин, которые определяют эмпирические зависимости изучаемых явлений. Поэтому, возникает проблема анализа наборов эмпирических зависимостей полученных в различных экспериментах и формирования обобщенных выводов, пригодных для принятия решений. Так, например, современная высокочастотная цифровая техника регистрации экспериментальных данных, в отличие от низкочастотной аналоговой аппаратуры прежних лет, предоставляет результаты в менее понимаемом для человека виде, из-за наличия высокочастотных шумов. Это, в частности, приводит к необходимости проводить сложную предварительную обработку данных. В этой связи, становится понятной необходимость развития методов предварительной обработки первичных данных научных экспериментов для представления их в пригодном виде для использования базовых методов технологии Data Mining.

Для реализации технологии Data Mining предлагается концептуальная модель процесса анализа массивов первичных научных данных, содержащая две стадии:

1. обработка эмпирических зависимостей, полученных в виде массивов данных от научных инструментов и/или в результате компьютерного моделирования, и на ее основе определение значения информационных параметров, в соответствии с моделью данных для каждого научного эксперимента;
2. выявление закономерностей и систематических взаимосвязей между информационными параметрами результатов научных экспериментов, на основе применения базовых методов Data Mining в хранилище экспериментальных данных.

В концептуальной модели процесса анализа на этапе выполнения первой стадии обработки предполагается, что для описания различного рода зависимостей в моделях физических явлений достаточно использовать математические функции и их первые, и вторые производные. Мотивацией для такого предположения является тот факт, что практически все уравнения математической физики - дифференциальные уравнения не выше второго порядка. При этом, традиционно, для качественного описания функциональных зависимостей используются скалярные величины такие как – характеристики локальных экстремумов (положение и значения максимумов и минимумов), положения и вид сингулярностей, корни, области монотонности и неизменности знака значений функций и их первых и вторых производных. Поэтому, перечисленные выше скалярные величины приняты в концептуальной модели как информационные параметры для массивов научных данных.

В этой работе, предложенная модель была использована при разработке архитектуры информационной системы и реализации ее в виде программного обеспечения для обработки и экспертного анализа массивов данных, полученных в экспериментальных исследованиях источников экстремального

ультрафиолета для нанолитографии, на основе излучения плазмы многократно ионизованных атомов олова в сильноточном импульсном плазменном диоде [16-20].

2. Математические методы обработки массивов результатов измерений

Пусть имеются дискретные наборы значений функции y_i и аргументов $x_i = \Delta x * i$ описывающие N точек в экспериментальных данных. Здесь предполагается, что значения аргумента x_i есть последовательность с фиксированным шагом Δx , где $i = 0..N - 1$.

Будем проводить обработку набора дискретных данных методами скользящего окна [21-23]. Для этого выберем m - полуширину скользящего окна ($m < N$) и представим аппроксимирующий полином в виде:

$$P_{i,n}(x) = \sum_{j=0}^n a_{i,n,j} x^j, \tag{2.1}$$

где i - номер центральной точки скользящего окна (обрабатываемая точка дискретного набора данных), n - степень полинома. Для обработки эмпирических зависимостей используем полиномы от нулевой до третьей степени $n = 0, 1, 2, 3$.

При обработке данных методами скользящего окна, как правило, смещают систему координат так, чтобы обрабатываемая точка имела координату $x_i = 0$ и координаты точек находящиеся в скользящем окне с полушириной m , представляют в виде $x_{i+j} = \Delta x * j$, где $j = -m..m$. В этом случае, для сглаженных значений получаются очень простые аналитические соотношения:

- значения сглаженных эмпирических функций

$$y_i^* = P_{i,n}(0) = a_{i,n,0}; \tag{2.2}$$

- значения первой производной от сглаженных эмпирических функций

$$y_i^{*'} = P_{i,n}'(0) = a_{i,n,1}; \quad \text{в силу } P_{i,n}'(x) = \sum_{j=1}^n a_{i,n,j} x^{j-1} * j; \tag{2.3}$$

- значения второй производной от сглаженных эмпирических функций

$$y_i^{*''} = P_{i,n}''(0) = 2 * a_{i,n,2}; \quad \text{в силу } P_{i,n}''(x) = \sum_{j=2}^n a_{i,n,j} x^{j-2} * j * (j-1); \tag{2.4}$$

Как видно из приведенных выше соотношений, для используемого набора полиномов ($n < 4$) необходимо знать 9 коэффициентов. Однако, в силу симметрии расположения точек в скользящем окне, справедливы равенства:

$$a_{i,0,0} = a_{i,1,0}, \quad a_{i,2,0} = a_{i,3,0}, \quad a_{i,1,1} = a_{i,2,1}, \quad a_{i,2,2} = a_{i,3,2},$$

что позволяет проводить все необходимые вычисления на основании расчета лишь 5 независимых коэффициентов.

Для упрощения записи коэффициентов в виде математических соотношений, введем систему обозначений:

$$xL^* = \sum_{j=-m}^m (\Delta x * j)^L, \quad xL = \frac{xL^*}{(\Delta x)^L},$$

$$yx0_i = \sum_{j=-m}^m y_{i+j},$$

$$yxL_i = \frac{1}{(\Delta x)^L} * \sum_{j=-m}^m y_{i+j} * (\Delta x * j)^L.$$

При определении значения информационных параметров эмпирических зависимостей полученных в виде массивов данных от научных инструментов и/или в результате компьютерного моделирования используются следующий набор методов:

2.1 Методы сглаживания данных в эмпирических зависимостях.

Проводится полиномиальная аппроксимация эмпирической зависимости на основе обработки массива данных в скользящем окне методом наименьших квадратов (МНК). Сглаженные значения получают подстановкой в (2.2) следующих выражений:

$$a_{i,0,0} = \frac{1}{2m+1} * yx0_i, \quad \text{для } n = 0. \quad (2.5)$$

$$a_{i,2,0} = \frac{yx2_i * x2 - yx0_i * x4}{(x2)^2 - (2m+1) * x4}. \quad \text{для } n = 2. \quad (2.6)$$

В силу линейности процедуры преобразования, сглаженные значения могут быть представлены в следующем виде

$$y_i^* = \sum_{j=-m}^m k_{n,j}^* y_{i+j}, \quad (2.7)$$

где весовые коэффициенты легко получить из (2.5), (2.6)

$$k_{0,j}^* = \frac{1}{2m+1}, \quad \text{для } n = 0. \quad (2.8)$$

$$k_{2,j}^* = \frac{x2 * j^2 - x4}{(x2)^2 - (2m+1) * x4}. \quad \text{для } n = 2. \quad (2.9)$$

2.2 Методы определения первой производной в эмпирических зависимостях.

Проводится полиномиальная аппроксимация МНК эмпирической зависимости в скользящем окне, и определяются значения первой производной дифференцированием аппроксимирующего полинома. Значения первой производной в эмпирических зависимостях получают подстановкой в (2.3) следующих выражений:

$$a_{i,1,1} = \frac{yx1_i}{\Delta x * x2}, \quad \text{для } n = 1. \quad (2.10)$$

$$a_{i,3,1} = \frac{1}{\Delta x} * \frac{yx1_i * x6 - yx3_i * x4}{(x4)^2 - x2 * x6} \quad \text{для } n = 3. \quad (2.11)$$

Либо, в форме аналогичной (2.7) через весовые коэффициенты:

$$y_i^{*'} = \sum_{j=-m}^m k_{n,j}^{*'} y_{i+j},$$

где весовые коэффициенты получаем из (2.10), (2.11)

$$k_{1,j}^{*'} = \frac{j}{\Delta x * x2}, \quad \text{для } n = 1. \quad (2.12)$$

$$k_{3,j}^{*'} = \frac{1}{\Delta x} * \frac{j * x6 - j^3 * x4}{(x4)^2 - x2 * x6} \quad \text{для } n = 3. \quad (2.13)$$

2.3 Метод определения второй производной в эмпирических зависимостях.

Проводится полиномиальная аппроксимация МНК эмпирической зависимости в скользящем окне, и определяются значения второй производной дифференцированием аппроксимирующего полинома. Значения второй производной в эмпирических зависимостях получают подстановкой в (2.4) следующего выражения:

$$a_{i,2,2} = \frac{1}{(\Delta x)^2} * \frac{yx2_i * (2m + 1) - yx0_i * x2}{(2m + 1) * x4 - (x2)^2} \quad \text{для } n = 3. \quad (2.14)$$

или через весовые коэффициенты:

$$y_i^{*''} = \sum_{j=-m}^m k_{n,j}^{*''} y_{i+j},$$

$$k_{2,j}^{*''} = \frac{1}{(\Delta x)^2} * \frac{j^2 * (2m + 1) - x2}{(2m + 1) * x4 - (x2)^2} \quad \text{для } n = 3. \quad (2.15)$$

2.4 Метод определения положения локальных экстремумов в сглаженных эмпирических зависимостях.

Проводится дважды процедура сглаживания данных с использованием полинома первой степени. Определяются значения первой производной с использованием полинома первой степени. Фиксируются пары последовательных точек, в которых происходит изменение знака функции, что определяет положения локальных экстремумов в сглаженных эмпирических зависимостях.

2.5 Метод определения уровня шума и количества пиков.

Определяются положения локальных экстремумов в сглаженных эмпирических зависимостях. Для отделения шума от пиков строится гистограмма частот значений эмпирической зависимости в локальных экстремумах. Анализ построенной гистограммы позволяет выделить

экстремумы из шума. Условием выделения истинных экстремумов является наличие в соседних ячейках гистограммы сочетания значений равных 0 и 1. При этом уровень шума определяется ячейкой гистограммы с максимальным значением индекса, имеющей значение больше 1 (Рис. 2.1).



Рис. 2.1. Гистограмма частот значений локальных экстремумов

Таким образом, определяется уровень шума и число пиков в эмпирической зависимости.

2.6 Метод определения значений сглаженных эмпирических зависимостей в локальных экстремумах.

Проводится процедура сглаживания данных с использованием полинома второй степени. В соответствии со значениями положений локальных экстремумов находятся соответствующие значения сглаженных данных. Найденные значения, превышающие уровень шума, принимаются как характеристики локальных экстремумов.

2.7 Метод определения границ пика.

Проводится процедура сглаживания данных с использованием полинома первой степени. Начиная от положения пика, проводится перемещение по оси ОХ и проверяется условие превышения значений эмпирической зависимости над уровнем шума. Если эти условия выполнены до положения следующего пика, то отделение пиков этим методом невозможно и используется модифицированный метод разделения пиков. В модифицированном методе используются: двойное сглаживание эмпирической зависимости, расчет первой производной. В этом случае границы пиков определяются корнями производной, вблизи которых изменяется величина производной с положительного на отрицательного значения.

2.8 Метод определения интегрального вклада (мощности) максимумов и минимумов на основе массивов первичных данных.

Для определения мощности пика используются метод трапеции для интегрирования эмпирических зависимостей в пределах отмеченных маркерами границ пиков.

3. Компьютерные средства обработки и анализа экспериментальных данных

Для реализации описанных выше стратегии и методов обработки хранилищ «сырых» научных данных была выбрана предметная область исследований, посвященная разработке высокоинтенсивного плазменного источника ультрафиолета. Работа выполняется в соответствии с международной научной программой и финансируется через УНТЦ (проект №3368) американской стороной.

Научные исследования, в этом направлении, носили поисковый характер, поэтому интенсивно проводились экспериментальные измерения характеристик мягкого рентгеновского излучения плазмы многократно ионизованных атомов олова в сильноточном импульсном плазменном диоде. Излучение регистрировалось с помощью датчика $AXUV - 20$ с $Mo-Si$ оптическим фильтром

(*VUF* – датчика) и запись результатов каждого эксперимента осуществлялась двумя 4-х канальными осциллографами Tectronics 2014. После каждого проведенного эксперимента в отдельные директории записываются эмпирические зависимости основных характеристик установки и датчика излучения от времени плазменного разряда. Таким образом, в научной лаборатории образовалось не структурированное хранилище «сырых данных» в виде файлов с различными типами расширений – *.bmp, *.csv, *.set-файлы, которые содержат осциллограммы каждого эксперимента и соответствующий им набор калибровочных значений.

Для работы с этим хранилищем была создана компьютерная система «PSData». Эта система реализует описанные в предыдущем разделе методы в архитектуре программных модулей, компоновка которых позволяет рассчитывать значения информационных параметров для осциллограмм.

При разработке системы были учтены следующие информационные особенности регистрируемых эмпирических зависимостей:

- в плазменном разряде всегда очень большой уровень электрических шумов;
- динамический диапазон информационного сигнала меняется в широком диапазоне так, что целый ряд измерений имеет амплитуду полезного сигнала сравнимую с амплитудой шумов;
- каждая из осциллограмм представляет собой зашумленный сигнал с неопределенным заранее числом пиков.

Наряду с методами обработки первичных данных, в «PSData» реализована система управления сбором информации в не структурированных хранилищах, система когнитивной визуализации результатов обработки данных и системы передачи результатов обработки в другие Windows приложения.

Сервисы «PSData» обеспечивают визуализацию и передачу результатов в другие приложения Windows (Microsoft Office Excel, Microsoft Office Word). Пользователю предоставляется возможность свободного перемещения по хранилищу данных. Имеется возможность сохранять в виде текстового файла сглаженные значения эмпирических зависимостей и параметры, при которых проводилась процедура сглаживания данных.

В «PSData» предусмотрен визуальный сравнительный анализ результатов сглаживания методами полиномиальной аппроксимации эмпирической зависимости полиномами различных степеней. При этом, возможно анализировать вид и форму сглаженных эмпирических зависимостей, варьируя величину полуширины скользящего окна.

Существуют возможности ручной и автоматической установки положения маркеров, определяющих границы пиков, а также ручной корректировки этих границ.

Система «PSData» позволяет загрузить калибровочную кривую, с помощью которой можно проверять методы обработки на наборе специально подготовленных данных. Реализована система автоматической калибровки массива первичных данных для расчета значений информационного параметра - мощность пика.

Реализована возможность управления набором предоставляемых результатов, т.е. возможно определить набор информационных параметров, значения которых необходимо визуализировать в таблице результатов.

Обеспечивается визуализация информации об условиях получения научных данных, входных параметрах установки и полный путь в хранилище «сырых» данных к обрабатываемому файлу. Для помощи эксперту в работе с «PSData» имеется встроенный модуль Help, в котором детально описаны все возможности программного продукта.

4. Пример реализации компьютерной системы обработки научных данных

Интерфейс компьютерной системы «PSData» представлен на рисунке 4.1.

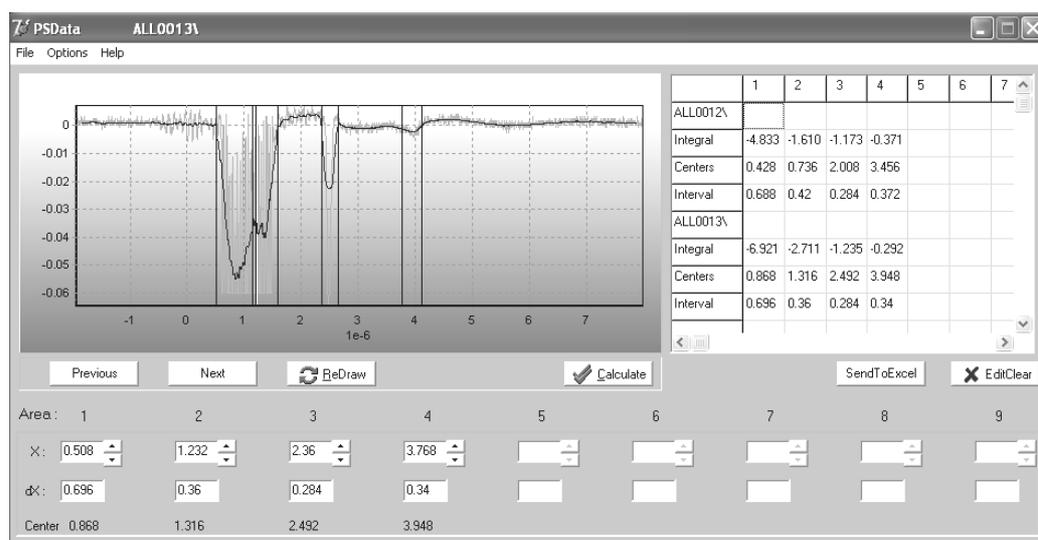


Рис. 4.1. Интерфейс компьютерной системы «PSData»

Для начала работы с «PSData» необходимо выбрать рабочую директорию либо конкретный файл в хранилище данных (Рис. 4.2).

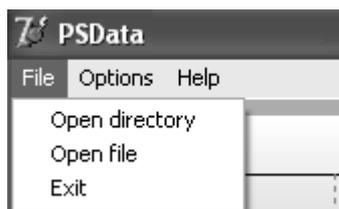


Рис. 4.2. Выбор директории либо файла с экспериментальными данными

На этом этапе экспериментальные данные загружаются, обрабатываются программой и отображаются на графике в соответствии с установленными параметрами формы Options. В форме Options существуют возможности выбора режимов предоставления визуальной информации и задания параметров обработки данных (Рис. 4.3).

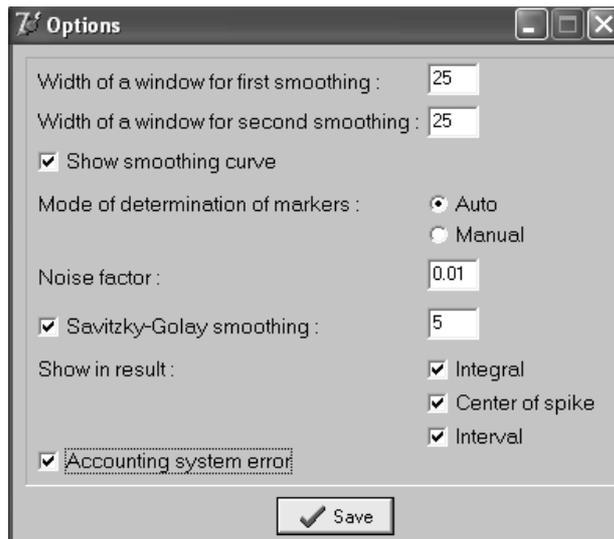


Рис. 4.3. Вид формы Options

В качестве примера на рисунках 4.4 и 4.5 представлены экспериментальные данные и сглаженные эмпирические зависимости после применения различных методов сглаживания и использования значений ширины скользящего окна $m=25$ и 5. Из рисунков видно, что результаты сглаживания сильно зависят и от степени аппроксимирующего полинома, и от ширины скользящего окна. Так, для сглаживания шумов целесообразно использовать аппроксимирующий полином меньшей степени и большее m (полуширину скользящего окна). Кроме того, нужно учитывать тот факт, что при больших m отрезаются пики, и сглаженная эмпирическая зависимость менее соответствует реальной. Поэтому, компоновка методов происходит в зависимости от информационного параметра эмпирической зависимости, значение которого необходимо найти.

При выборе автоматического режима, «PSData» отслеживает пики и устанавливает маркеры. Кроме того, записываются позиции маркеров в поля ввода X и dX и под каждой парой маркеров отображаются центры пиков. На рисунке 4.6 представлены результаты работы программы в этом режиме.

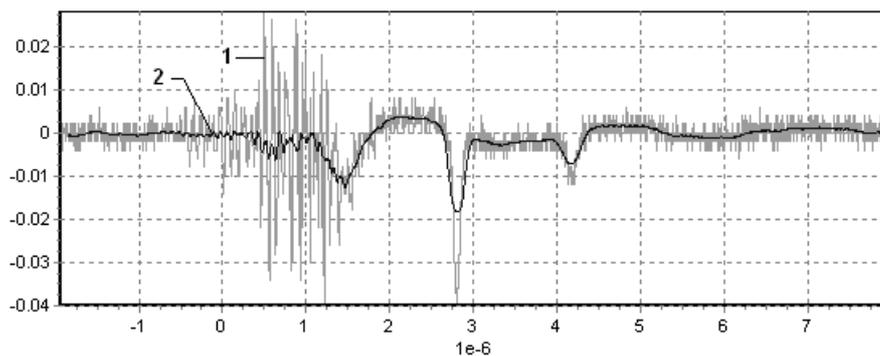
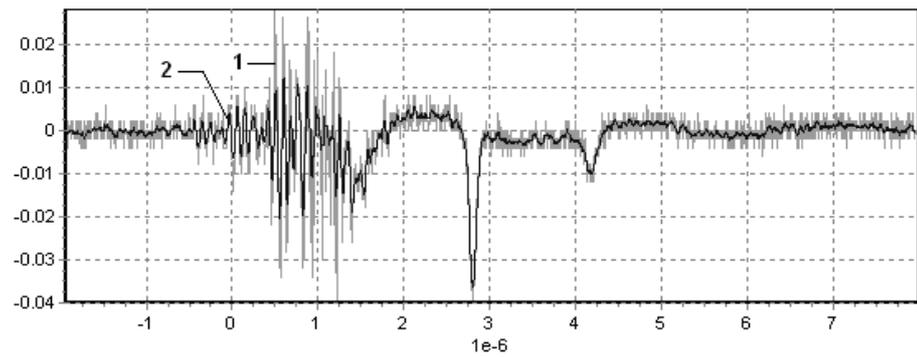


Рис. 4.4(а). Вид графика после выбора Show smooth curve.



1- экспериментальные данные; 2- сглаженные данные после применения Метода сглаживания полиномом первой степени с полушириной окна $m = 25$.

Рис. 4.4(б). Вид графика после выбора Show smooth curve.

1- экспериментальные данные; 2- сглаженные данные после применения Метода сглаживания полиномом первой степени с полушириной окна $m = 5$.

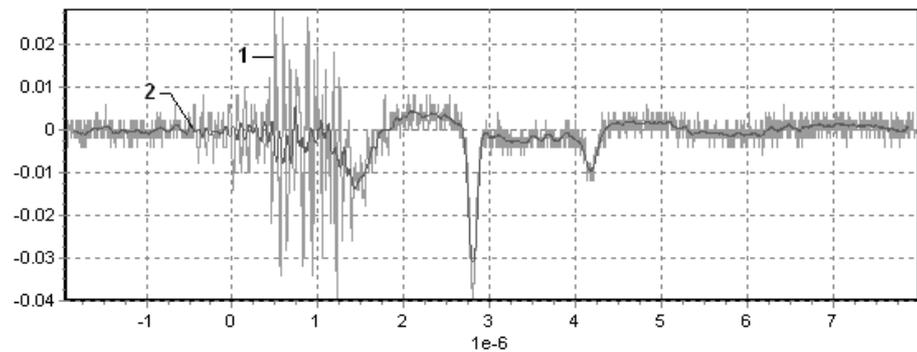


Рис. 4.5(а). Вид графика после выбора Savitzky – Golay smoothing.

1- экспериментальные данные; 2- сглаженные данные после применения Метода сглаживания полиномом второй степени с полушириной окна $m = 25$.

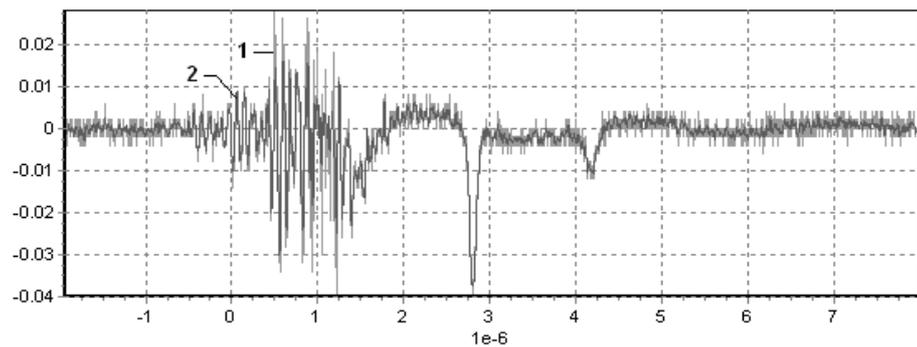


Рис. 4.5(б). Вид графика после выбора Savitzky – Golay smoothing.

1- экспериментальные данные; 2- сглаженные данные после применения Метода сглаживания полиномом второй степени с полушириной окна $m = 5$.

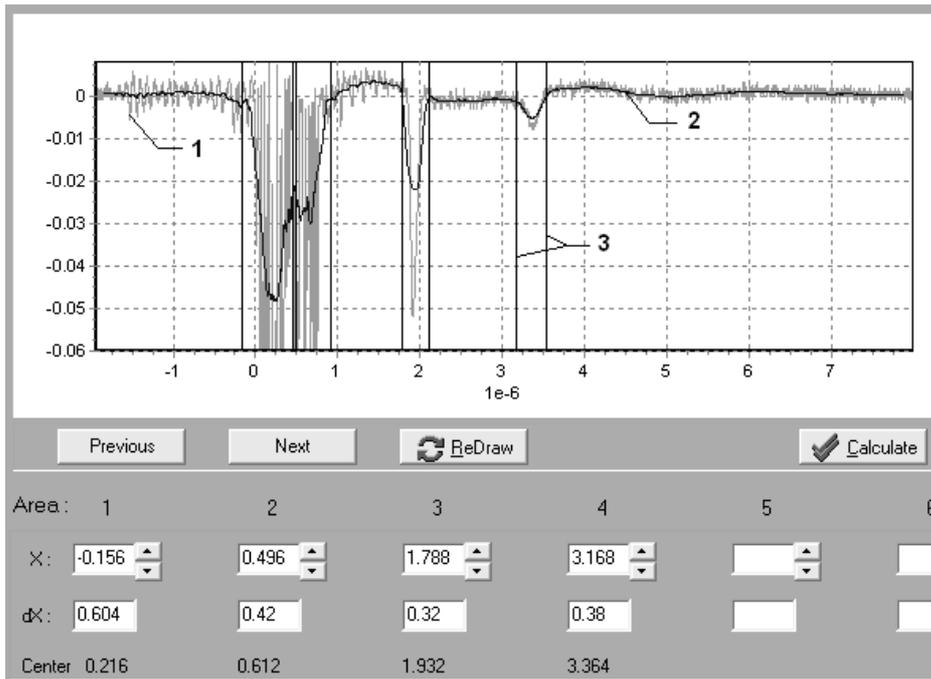


Рис. 4.6. Результат работы «PSData» в автоматическом режиме. 1- экспериментальные данные; 2- сглаженные данные после применения Метода сглаживания полиномом первой степени с полушириной окна $m = 25$; 3- пара маркеров.

На рисунке 4.7 показана таблица результатов, в которой отображены рассчитанные информационные параметры эмпирической зависимости.

	1	2	3	4	5	6	7
ALL0056\							
Integral	-1.118	-1.001	-0.477				
Centers	1.448	2.812	4.168				
Interval	0.692	0.412	0.46				
ALL0057\							
Integral	-2.814	-4.707					
Centers	1.596	2.980					
Interval	0.756	0.32					
ALL0058\							

Рис. 4.7. Таблица результатов

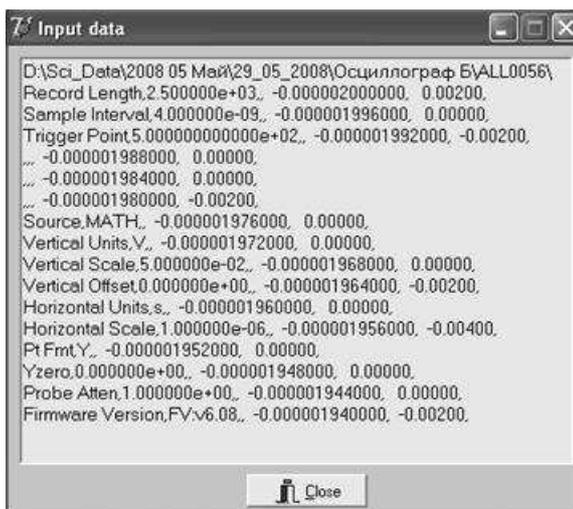


Рис. 4.8. Визуализация информации об эмпирической зависимости

Дополнительная информация об отображаемой эмпирической зависимости и полный путь в хранилище к этой эмпирической зависимости предоставляется в специальном информационном окне (Рис. 4.8).

5. Заключение

Развита модель обработки массивов данных и определена архитектура программного обеспечения для выявления и анализа закономерностей в хранилищах эмпирических зависимостей полученных в результате научных экспериментов. В модели предусмотрен набор альтернативных методов обработки эмпирических зависимостей и определения значений информационных параметров для каждого научного эксперимента. Это обеспечивает корректную оценку неопределенности значений информационных параметров на основе сопоставительного анализа результатов полученных разными методами.

Определен набор математических методов обработки массивов дискретных данных - «сырых» результатов измерений. Получены аналитические соотношения и разработаны алгоритмы для компьютерных модулей, реализующих набор модифицированных численных методов обработки результатов измерений.

Выполнена программная реализация систем управления сбором информации в хранилищах данных полученных в результате научных экспериментов; систем обработки и передачи результатов обработки в другие компьютерные приложения, в частности в MS Office.

В рамках разработанной архитектуры, реализована компьютерная система «PSData» для моделирования и математической обработки данных в хранилище результатов измерений характеристик источников экстремального ультрафиолета.

Проведена апробация компьютерной системы анализа результатов измерений «PSData» в составе программного обеспечения для всестороннего исследования плазменного источника рентгеновского излучения для нанолитографии, на

основе излучения плазмы многократно ионизованных атомов олова в сильноточном импульсном плазменном диоде. Результаты апробации показали, высокий уровень когнитивной визуализации обработанных эмпирических зависимостей и, как следствие, существенное ускорение процесса анализа полученных научных данных.

ЛИТЕРАТУРА

1. А. Червинская. Oracle: акцент на бизнес-аналитику. – PCWEEK / UE, №9 (79), 15 мая 2008.
2. И.А. Чубукова. «Data Mining»: учебное пособие. — М.: Интернет-университет информационных технологий: БИНОМ: Лаборатория знаний, 2008г.
3. Киселев М., Соломатин Е.. Средства добычи знаний в бизнесе и финансах. — Открытые системы, № 4, 1997. – С. 41–44.
4. В.А. Дюк, А.П. Самойленко. Data Mining: учебный курс. — СПб.: Питер, 2001.
5. Беднарц Энн. Новое слово в аналитике. – Computerworld, 2005, №16.
6. Daniel T. Larose. Data Mining Methods and Models. – Wiley-IEEE Press, February 2006.
7. Robert L. Grossman, Chandrika Kamath, Philip Kegelmeyer, Vipin Kumar, Raju R. Namburu. Data Mining for Scientific and Engineering Applications. – Kluwer Academic Publishers, 2001.
8. Mehmed Kantardzic. Data Mining: Concepts, Models, Methods, and Algorithms. – Wiley-IEEE Press, 2002.
9. В. Дюк. Data Mining - интеллектуальный анализ данных. – http://www.iteam.ru/publications/it/section_92/article_1448.
10. В. Дюк. От данных к знаниям – новые возможности обработки баз данных. – <http://www.inftech.webservis.ru/it/conference/isanditc/2000/section7>.
11. Mehmed Kantardzic, Jozef Zurada. Next Generation of Data-Mining Applications – Wiley-IEEE Press, 696 pages, 2005.
12. А. Бююль, П. Цефель. SPSS: искусство обработки информации. – СПб.: ДиаСофт, 2001.
13. С. Кузнецов. Хранилища данных в начале века. – Открытые системы, 2002, №1.
14. Вон Ким. Три основных недостатка современных хранилищ данных. – Открытые системы, 2003, №2
15. W. Kim, B. Choi, E. Hong, S. Kim, D. Lee. A Taxonomy of Dirty Data. – Journal of Data Mining and Knowledge Discovery, the Kluwer Academic-Publishers, 2003.
16. I. Kaluska, V.T. Lazurik, V.M. Lazurik, G.F. Popov, Yu.V. Rogov, Z. Zimek. The features of electron dose distributions in circular objects: Comparison of Monte Carlo simulation predictions with dosimetry. – Radiation Physics and Chemistry, Vol. 76, №. 11, pp. 1815-1819, 2007.
17. А. F. Tseluyko, V.T. Lazurik, D. L. Ryabchikov, V. I. Maslov, I. N. Sereda. Experimental Study of Radiation in the Wavelength Range 12.2–15.8 nm from a

- Pulsed High-Current Plasma Diode. – Plasma Physics Reports, Vol. 34, No. 11, pp. 963–968, 2008.
18. А.Ф. Целуйко, В.Т. Лазурик, Д.Л. Рябчиков, В.И. Маслов, І.Н. Серета. Исследование излучения в диапазоне длин волн 12.1 – 15.8 нм из плазмы сильнотоочного импульсного плазменного диода. – Физика Плазмы, том 34, № 11, с. 1041-1046, 2008.
 19. A. F. Tseluyko, V.T. Lazurik, D. L. Ryabchikov, V. I. Maslov, N. A. Azarenkov, I. N. Sereda, D. V. Zinov'ev, N. N. Yunakov, A. A. Makienko. The Dynamics and Directions of Extreme Ultraviolet Radiation from Plasma of the High-Current Pulse Diode. – Abstract Book. “Int. Conf.-School on Plasma Phys. And Controlled Fusion.” Alushta (Crimea), Ukraine, 2008, p. 175.
 20. A. F. Tseluyko, V.T. Lazurik, D. L. Ryabchikov, V. I. Maslov, N. A. Azarenkov, I. N. Sereda, D. V. Zinov'ev, N. N. Yunakov, A. A. Makienko. Efficiency of Energy Transformation of a High-Current Pulse Discharge into Extreme Ultraviolet Radiation. – Abstract Book. “Int. Conf.-School on Plasma Phys. And Controlled Fusion.” Alushta (Crimea), Ukraine, 2008, p. 182.
 21. P. R. Bevington Data reduction and error analysis for the physical sciences. – Case Western Reserve University, 1989.
 22. Tatsuo Tabata. Smoothing and Interpolation by Moving-Window Least Squares Polynomial Fits: Application to Energy- and Charge-Deposition Distributions by Electrons. – Bulletin of Osaka Prefecture University, Series A, Vol. 46, No. 2, pp.71 – 78, 1997.
 23. A. Savitzky, M.J.E. Golay. Smoothing and Differentiation of Data by Simplified Least Squares Procedures. – http://www.statistics4u.com/fundstat_eng/cc_filter_savgol_math.html