

Н. А. К о р о в и н, А. П. К а л и н и н,
А. А. И л ь и н, И. Д. Р о д и о н о в

ОПРЕДЕЛЕНИЕ КООРДИНАТ ЧАСТИЦЫ В КООРДИНАТНО-ЧУВСТВИТЕЛЬНОМ ДЕТЕКТОРЕ, ПОСТРОЕННОМ НА ОСНОВЕ МИКРОКАНАЛЬНЫХ ПЛАСТИН

Предложены методы определения координат регистрируемых частиц в координатно-чувствительном детекторе, построенном на основе микроканальных пластин, направленные на повышение точности и разрешающей способности такого детектора. Приведено описание предложенных эвристических алгоритмов обработки выходных сигналов детектора.

В связи с развитием астрономии, экспериментальной физики, медицины и высоких технологий в настоящий момент довольно часто возникает потребность в регистрации изображения сверхслабых световых потоков, а также потоков заряженных частиц. Такую регистрацию, включающую в себя определение координат и времени прихода частиц на входную поверхность детектора, обеспечивает координатно-чувствительный детектор (КЧД), построенный на основе микроканальных пластин (МКП) [1].

Поскольку чувствительность приборов этого класса чрезвычайно высока, то ее принято описывать значениями вероятности регистрации прибором фотона или другой частицы. Факт такой регистрации условимся в дальнейшем называть событием. Событие будем описывать координатами и временем пришедшего фотона (частицы). Точность определения координат в случае описываемого прибора достигает десятков микрон, а точность измерения времени — долей наносекунды. К сожалению, точное аналитическое решение задачи определения координат невозможно даже для КЧД с небольшим (3...5) числом считывающих каналов. Увеличение числа считывающих каналов существенно улучшает точность определения координат [2] и одновременно усложняет рассматриваемую задачу. Поэтому в настоящее время численное решение этой задачи наиболее актуально. В настоящей работе рассматривается КЧД с механическим делением электронной лавины между элементами коллектора [3]. Такой КЧД сейчас наиболее распространен и применительно к нему задача определения координат решается методами калибровки [4]. Особенно большой интерес представляет задача повышения точности определения координат для современных приборов высокого разрешения [5]. Здесь КЧД наиболее уязвимы в отношении влияния факторов, связанных как с неидеальностью конструкции, так и с наличием различного рода шумов. Цель

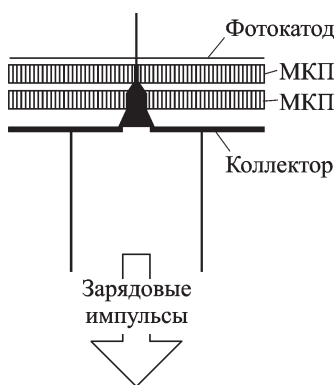


Рис. 1. Принцип действия КЧД на основе МКП

лавины улавливается коллектором, который для решения главной задачи — определения координат — должен иметь достаточно сложную конструкцию.

Существуют различные варианты коллекторных систем; их преимущества и недостатки достаточно подробно описаны в работе [3]. Увеличение числа частей коллектора (и соответственно числа считывающих каналов детектора) ведет к удорожанию и усложнению прибора [2], поэтому в настоящей работе рассматривается только наиболее распространенный коллектор, состоящий из небольшого числа частей, каждая из которых имеет свой вывод для считывания заряда. По соотношению зарядов, распределившихся между различными частями коллектора, можно определить положение центра лавины в плоскости коллектора, что используется для определения искомых координат события на приемной поверхности КЧД. Далее будем обозначать координаты события строчными буквами x , y .

В зависимости от назначения детектора интерес могут представлять как планарные координаты события, т. е. координаты зарегистрированного фотона на фокальной поверхности КЧД, так и угловые координаты события, т. е. два угла, описывающие направление движения фотона. Первое событие характерно для регистрации потоков частиц, в частности для исследования рассеяния частиц методом молекулярного пучка [7, 8]. Второе — для астрономических наблюдений, приборов ночного видения, спутникового мониторинга пожаров, спектроскопии и т. п. [9–11].

Для описания работы алгоритмов используются разные способы представления изображения, получаемого с помощью КЧД.

Картина событий — это изображение, где каждое событие обозначено точкой с координатами этого события. Точность, с которой кар-

настоящей работы — повысить точность определения координат частиц в КЧД с МКП путем разработки новых алгоритмов.

Постановка задачи. Принцип работы КЧД, построенного на основе МКП, показан на рис. 1. При попадании на фотокатод фотон выбивает электрон, который называют первичным. Под действием приложенного ускоряющего напряжения электрон попадает в канал МКП, где порождает электронную лавину по тому же принципу, по которому работает предшественник МКП — каналовый электронный умножитель [6]. Ла-

тина событий отражает координаты каждого события, определяется физической разрешающей способностью прибора.

Если событий достаточно много, появляется возможность построения двумерной гистограммы распределения событий по координатам, где более светлый (темный) цвет соответствует меньшему (большему) числу событий на данном участке гистограммы (пикселе). Такая гистограмма представляет собой, по сути, простое растровое изображение. В этом случае проводится дискретизация координат каждого события в соответствии с выбранным шагом гистограммы. При использовании гистограммы уже нет возможности рассматривать события в отдельности (рис. 2).

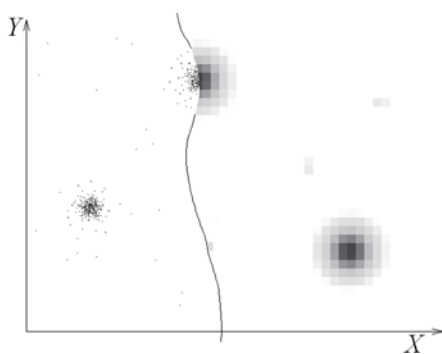


Рис. 2. Картина событий (левая часть рисунка) и двумерная гистограмма (правая часть рисунка)

Рассмотрим физические принципы формирования изображения КЧД. На рис. 3 показана одна из возможных функциональных схем детектора сверхслабых потоков. Пришедшие от исследуемого источника частицы попадают на поверхность КЧД. Порождаемые частицами лавины распределяются между частями коллектора. Сигналы, поступающие от коллектора, усиливаются, оцифровываются и передаются на вычислитель. Информация, передаваемая на вычислитель, — это значения зарядов с каждой части коллектора. Обозначим число частей коллектора (и соответственно число зарядов, описывающих одно событие) как n , сами заряды как q_1, \dots, q_n , а значение суммарного заряда — Q .

К сожалению, невозможно аналитически определить координаты события x, y с требуемой точностью по совокупности зарядов q_1, \dots, q_n . Причина этого заключается не столько в сложной конфигурации распределения электронов внутри лавины и сложности формы коллектора, что, безусловно, само по себе затрудняет решение задачи. Основная сложность состоит в том, что КЧД имеют значительный технологический разброс, приводящий к уникальному для

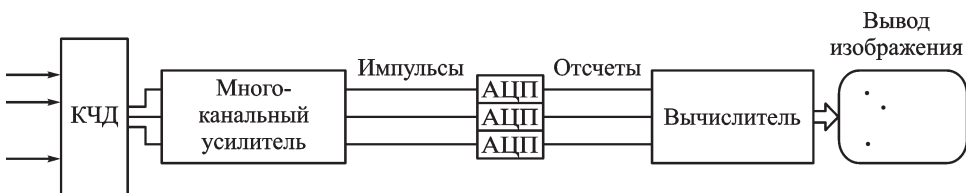


Рис. 3. Схема фотонно-счетного детектора

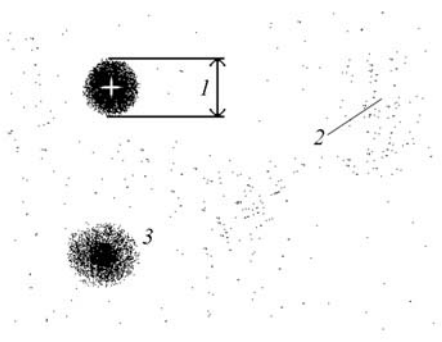


Рис. 4. Отображение на картине событий разных видов шумов, возникающих в приборе:

1 — шум первого вида (размытие); 2 — шум второго вида (ложные события); 3 — шум третьего вида (ложный источник)

три вида возникающего в приборе шума. Крестиком обозначено положение действительного источника фотонов, точками — события, цифрами отмечен характер воздействия на изображение соответствующего вида шума. Шум первого вида — это аддитивная (суммирующаяся с сигналом) помеха в каналах регистрации сигнала, проводниках и элементах коллектора. Шум может иметь разную природу — электромагнитную, тепловую, может возникать вследствие неидеальности усилителя. Этот шум ухудшает точность определения значений зарядов, что приводит к случайной погрешности определения координат источников излучения. Значение этой погрешности напрямую влияет на разрешение прибора.

Шум второго вида имеет иную природу и при работе прибора проявляется иначе. Случайная эмиссия электрона фотокатодом и каналами МКП, которая может быть вызвана различными причинами, приводит к возникновению “случайной” лавины, т. е. лавины, не обусловленной попаданием фотона на фотокатод. Такая лавина порождает регистрацию ложного события. События эти создают более или менее равномерный фон во всем поле зрения, т.е. отличную от нуля вероятность зафиксировать событие даже в той области обзора, где никакого источника нет. Этот эффект сильно затрудняет работу в том случае, когда анализируется малое число событий и нет возможности накопления значительной статистики.

Возможность возникновения шума третьего вида обусловлена браком МКП, который иногда встречается. Брак МКП — это повреждение одного из каналов. При работе прибора дефект проявляется в виде

каждого датчика искажению формы лавины в разных участках поля зрения. Поэтому соответствие между зарядами, накапливающимися на коллекторе, и координатами события может быть установлено только экспериментально для каждого КЧД. Этот факт приводит к необходимости калибровки каждого КЧД. Однако помимо этих факторов на работу прибора влияют также шумы разной природы. Рассмотрим их подробнее.

Виды шумов, возникающих в приборе. На рис. 4 условно показаны с помощью картины событий

постоянного локализованного в пространстве источника ложных событий. Ложные события этого вида шума, во-первых, локальны геометрически, а во-вторых, имеют некую периодичность во времени. Период этот нестабилен, интервалы между событиями могут меняться, но тем не менее статистический анализ последовательности событий может выявить этот период и разделить события с большей или меньшей достоверностью на события от источника и события от шума третьего вида. Далее авторы настоящей работы предполагают, что шум третьего вида отсутствует или уже отфильтрован математическими методами.

Задача получения изображения. Условимся называть картину событий от точечного источника, имеющую некоторый разброс событий вокруг средней точки за счет шума первого вида, термином “пятно”. Назовем калибровочной точкой (или просто точкой) пятно, координаты источника которого известны, состоящее из достаточного числа событий, чтобы центр пятна с требуемой точностью соответствовал положению источника. Назовем калибровочной выборкой совокупность калибровочных точек, распределенных по всему полю зрения. Отметим, что реальная калибровочная выборка помимо событий, составляющих эти калибровочные точки, содержит некоторое число событий, составляющих шум второго вида.

Формализуем основную задачу настоящей работы — задачу получения координат события — в виде следующих выражений:

$$\begin{aligned}x &= F_x(q_1, q_2, \dots, q_n); \\y &= F_y(q_1, q_2, \dots, q_n).\end{aligned}\tag{1}$$

Экспериментально получив калибровочную выборку и узнав также опытным путем зависимости (1) для ограниченного числа точек, эту задачу можно решить путем аппроксимации, к примеру, представив зависимости (1) в виде тригонометрического или полиномиального ряда. На практике такое решение возможно только для коллекторов с небольшим числом частей (небольшое n), характерных для коллекторов низкого разрешения. Кроме ограничения по n , нужно принимать во внимание то, что обработка потока событий в ходе эксплуатации выдвигает довольно жесткие требования к быстродействию вычислительной системы, решающей задачу (1). Численная аппроксимация зависимостей (1) требует значительных вычислительных ресурсов. Хранение в памяти компьютера заранее вычисленной зависимости (1) в виде таблицы также практически невозможно, поскольку n -мерная таблица вследствие значительных размеров на практике не реализуема. Все это исключает в большинстве случаев прямое численное решение задачи (1).

Классический метод, использующий промежуточные координаты и корректировочные таблицы Классическим (использованным, например, в работе [7]) методом обработки сигналов с КЧД является метод, использующий промежуточные координаты и корректировочные таблицы. Согласно этому методу, имея полученную экспериментально калибровочную выборку, задачу (1) решают в два этапа. Сначала для получения промежуточных координат используют некие приближенные выражения. Обозначив промежуточные координаты как x' , y' , запишем общий вид этих выражений:

$$\begin{aligned}x' &= F_{x'}(q_1, q_2, \dots, q_n); \\y' &= F_{y'}(q_1, q_2, \dots, q_n).\end{aligned}\tag{2}$$

Выражения (2) выводятся аналитически или подбираются эмпирически с тем, чтобы получить взаимно однозначное соответствие между промежуточными координатами x' , y' и реальными координатами события x , y . Как правило, зависимости (2) обычно бывают нелинейными и они уникальны для каждой конструкции прибора. Так, для широко известного квадрантного коллектора [12], состоящего из четырех пластин в квадрантах поля зрения, выражения промежуточных координат выглядят так:

$$\begin{aligned}x' &= (q_4 + q_1 - q_2 - q_3)/Q; \\y' &= (q_1 + q_2 - q_3 - q_4)/Q,\end{aligned}\tag{3}$$

где номер заряда соответствует номеру квадранта. Известный недостаток квадрантного коллектора — то, что отличие промежуточных координат от реальных увеличивается по мере удаления точки от центра коллектора [7], а пространственное разрешение — падает.

Используя выражения (2) и достаточную калибровочную выборку, можно установить соответствие между промежуточными координатами каждой точки и реальными координатами. Такую зависимость можно записать в виде выражений

$$\begin{aligned}x &= F_x(x', y'); \\y &= F_y(x', y').\end{aligned}\tag{4}$$

Выражения (4) позволяют на основе известных промежуточных координат, полученных указанным ранее простым аналитическим способом, получить реальные координаты. Функции (4) — это функции только двух аргументов при любом n , что позволяет свободно хранить их в памяти компьютера в виде таблиц. Эти таблицы вычисляют заранее на этапе калибровки прибора, используя калибровочную выборку, и они называются корректировочными (или калибровочными) таблицами.

В ходе эксплуатации прибора определяются промежуточные координаты для каждого события по формуле (2) и последующее их преобразование в действительные координаты согласно таблично заданным формулам (4).

Однако при всей привлекательности метода промежуточных координат использовать его можно только для несложных коллекторных систем, т.е. для которых можно подобрать аналитические выражения для промежуточных координат. Для коллекторов высокого разрешения, состоящих из большого числа элементов, зависимости (1) имеют сложную форму, и получение приближенных выражений (2) практически невозможно [4].

Метод дерева поиска. Авторами настоящей работы был разработан новый метод решения задачи (1), т.е. метод определения координат на основе зарядов коллектора. Предлагаемый алгоритм также использует калибровочную выборку, но в отличие от классического метода не использует промежуточные координаты, а оперирует значениями зарядов напрямую. Этот алгоритм позволяет восстанавливать координаты в тех случаях, когда выражения (2) получить затруднительно, или же зависимости (4) неоднозначны.

Предлагаемый алгоритм основан на известном в математике методе построения корневого дерева поиска [13]. Также в научной литературе встречаются названия: дерево вариантов, дерево решений и дерево перебора. Напомним, что корневым деревом называется ориентированное дерево, имеющее вершины трех типов: единственный корень (вершина, в которую не входит ни одна ветвь), листья (называемые также терминальными вершинами, из которых не выходит ни одна ветвь) и узлы дерева (вершины, в которые входит одна ветвь и выходит некоторое число ветвей, определяемое основанием дерева).

Дерево поиска строится на основе калибровочной выборки. Для получения качественного результата калибровочная выборка должна состоять из достаточно плотно расположенных пятен. Пятна должны перекрываться вследствие шума первого вида, т.е. расстояние между соседними точками должно быть меньше физического разрешения прибора. Опишем предлагаемый алгоритм построения дерева.

Сначала калибровочную выборку разделяют на несколько равных по объему частей. Число частей определяется основанием дерева поиска — две части для двоичного дерева, три части для троичного и т. д. Этот параметр выбирают, исходя из соображения практического быстройдействия программы на конкретной вычислительной платформе. В приведенном на рис. 5 примере использовано троичное дерево.

Для того чтобы выполнить такое разделение, нужно определить, по какому из n зарядов выборка имеет наибольшую дисперсию. Далее устанавливаются пороговые величины этого заряда (в примере на

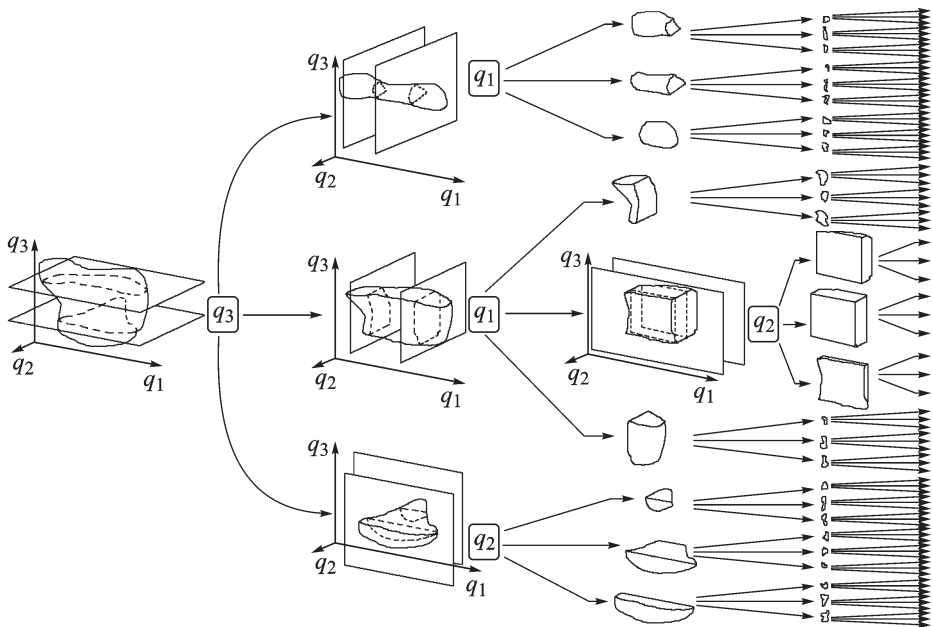


Рис. 5. Троичное дерево вариантов (показаны только первые ветви, часть из них изображена без подробностей)

рис. 5 это два порога, так как дерево троичное). При построении дерева следует выбирать пороги так, чтобы события калибровочной выборки в данном узле дерева разделялись на три части равного объема. После этого вместо полной выборки получается несколько (в примере рис. 5 — три) новых выборок меньшего объема, далее называемых подвыборками. Очевидно, что подвыборки имеют меньшую дисперсию по выбранному заряду.

Затем операция повторяется с каждой из этих подвыборок (см. рис. 5). Таким образом, в каждом узле дерева номер заряда и его пороги определяют разветвление. На основе установленных порогов указанного заряда каждое событие можно сопоставить одной ветви, выходящей из узла дерева. Из рис. 5 видно, что все события на первом узле дерева разделяются на события с q_3 , меньшими первого порога, события с q_3 , бóльшими второго порога, и события с q_3 , находящимися в интервале между двумя порогами.

По мере деления калибровочной выборки число подвыборок растет экспоненциально, а дисперсия зарядов внутри подвыборки уменьшается. Результатом этой процедуры является совокупность так называемых элементарных выборок, внутри каждой из которых дисперсия по всем зарядам мала и заряды близки к неким средним значениям для данной элементарной выборки. Выборку следует считать элементарной и более не дробить на подвыборки, если дисперсии каждого из зарядов внутри нее примерно равны интенсивности шума перво-

го вида. Далее каждой элементарной выборке следует поставить в соответствие координаты (назовем их x_B, y_B), для которых были бы характерны такие значения зарядов.

Сопоставление координат элементарным выборкам. Задача сопоставления координат x_B, y_B элементарной выборке является частным случаем задачи (1). Для данного случая характерно то, что эту задачу можно решать не в режиме реального времени. Это позволяет использовать ресурсоемкие математические методы. Здесь входными данными q_1, \dots, q_n являются не заряды некоторого конкретного события, а средние заряды некоторых событий из элементарных выборок. Поскольку эту задачу решают для каждой из терминальных вершин дерева (и только для них), назовем ее задачей листа.

В рамках настоящей работы был разработан ряд различных методов решений задачи листа. Приведем те из них, которые нашли наибольшее практическое применение.

Метод усреднения. В элементарной выборке содержатся события от нескольких соседних калибровочных точек, близких к истинному положению, и простейшим способом его определения является усреднение координат событий в элементарной выборке, которые априори известны. Этот метод имеет два недостатка.

Во-первых, рассматриваемый метод хорошо работает только при низком уровне шума второго вида, редко достижимом в реальных приборах. Каждая калибровочная точка состоит из большого числа близко расположенных событий (пятен) и небольшого числа шумовых событий, распределенных по всему полю зрения и попадающих в области пятен. В процессе построения дерева все образующиеся элементарные выборки захватывают шумовые события практически от всех калибровочных точек. Поскольку на практике калибровочных точек достаточно много, то даже слабый шум второго вида, накапливаясь от каждой из них, составляет значительную долю в элементарной выборке.

Во-вторых, для того чтобы результат усреднения был близок к математическому ожиданию, элементарная выборка должна быть достаточно большой. Это значительно увеличивает требуемый объем калибровочной выборки и, следовательно, время проведения калибровки прибора.

В силу этих недостатков метод усреднения удавалось применить на практике только после предварительной фильтрации шума второго вида.

Метод ближайшей четверки. Этот метод также весьма прост, но обладает большей устойчивостью к шуму второго вида по сравнению с методом усреднения.

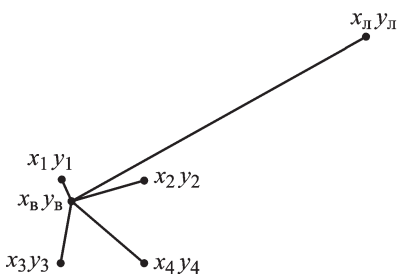


Рис. 6. Работа метода ближайшей четверки:

точки с индексами $1 \dots 4$ — наиболее часто встречающиеся в элементарной выборке координаты; точка с индексом “л” — одна из множества ложных точек, попавших в выборку вследствие шума второго вида

Чем ближе координаты калибровочной точки к искомым истинным координатам x_B, y_B данной элементарной выборки, тем больше событий от этой калибровочной точки попадает в элементарную выборку. Обычно калибровочные точки образуют сетку с постоянным шагом, расположенную в области видимости прибора. Наибольший вклад в элементарную выборку вносят четыре калибровочные точки, находящиеся вокруг искомой точки с координатами x_B, y_B (т.е. искомая точка с координатами x_B, y_B находится внутри прямоугольника, в вершинах которого расположены эти четыре калибровочные точки).

Следуя рассматриваемому методу, для элементарной выборки необходимо найти четыре калибровочных точки с наибольшим числом событий, встречающихся в ней. Координаты этих четырех калибровочных точек усредняются с весовыми коэффициентами, пропорциональными числу событий каждой из них. Таким образом, события, возникающие вследствие шума второго вида, практически не влияют на результат. На рис. 6 показано, как работает метод ближайшей четверки.

К сожалению, второй недостаток метода усреднения (возможность того, что результат усреднения будет недостаточно близок к истинному значению из-за недостаточного объема элементарной выборки) присущ и методу ближайшей четверки. Это проявляется в большей степени, нежели при использовании метода усреднения, поскольку здесь используются только четыре точки, а в элементарной выборке могут быть информативными вклады более чем четырех точек. К сожалению, число точек, которые можно использовать для улучшения точности, редко удается достоверно определить. При отбрасывании части элементарной выборки неизбежно теряется информация. Тем не менее метод ближайшей четверки прост, был внедрен авторами в практику и до сих пор дает достаточно хорошие результаты. Потерю информации, связанную с тем, что используются лишь четыре точки, можно сделать пренебрежимо малой, выбирая опытным путем оптимальное расстояние между калибровочными точками.

Метод обратной задачи. Этот наиболее трудоемкий в вычислительном отношении метод позволяет уменьшить необходимый объем

калибровочной выборки и повысить точность калибровки. Следуя данному методу, необходимо сначала решить задачу, обратную задаче (1):

$$\begin{aligned}q_1 &= F_1(x, y); \\q_2 &= F_2(x, y); \\&\dots \\q_n &= F_n(x, y).\end{aligned}\tag{5}$$

Здесь в отличие от задачи (1) все функции имеют два аргумента. Зависимости (5) могут быть аппроксимированы, к примеру, полиномиальным или тригонометрическим рядом. Это не является сложной задачей, поскольку вместо построения двух функций n аргументов в задаче (1) теперь следует аппроксимировать n функций двух аргументов (5).

Опишем один из возможных способов решения задачи (5). Используется не разделенная на части исходная калибровочная выборка. Для каждой калибровочной точки с координатами x, y определяется наиболее характерный набор зарядов q_1, q_2, \dots, q_n . Для этого недостаточно просто усреднить заряды событий для калибровочной точки, поскольку на усредненную оценку будет оказывать влияние шум второго вида.

Для решения описанной задачи в n -мерном пространстве зарядов отыскивают плотное скопление близких событий. Затем находят событие в точке максимальной плотности скопления. Его принимают за центр n -мерного пятна, а набор зарядов рассматривают как наиболее характерный для данной калибровочной точки x, y .

Поиск события, находящегося в наиболее плотном скоплении соседних событий. На основе информации о числе событий K в калибровочной выборке и априори известного отношения интенсивности сигнала к интенсивности шума второго рода определяется приближительное число событий N , принадлежащих собственно пятну, т.е. исключая шумовые события. Далее для каждого события калибровочной выборки выполняются следующие операции:

- а) определяются расстояния от каждого события (q_1, \dots, q_n) до всех остальных событий в n -мерном пространстве зарядов;
- б) расстояния сортируются по возрастанию и выбирается N событий, для которых это расстояние наименьшее. Эти N событий с наименьшими расстояниями называются соседями данного события;
- в) вычисляется сумма расстояний до всех соседей;
- г) событие, сумма расстояний от которого до всех соседей минимальна, принимается за центр пятна.

На рис. 7 показан поиск события в области наиболее плотного скопления. Для наглядности изображен случай с двумя зарядами ($n = 2$) и определением наиболее характерного события по расстоянию до девяти ($N = 9$) соседей. Отметим, что на практике обычно используется

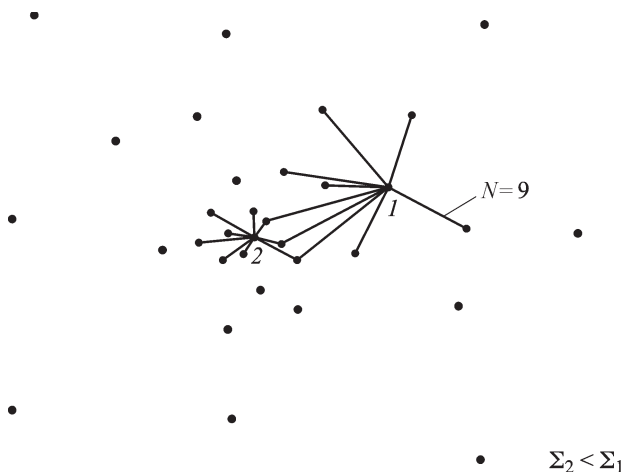
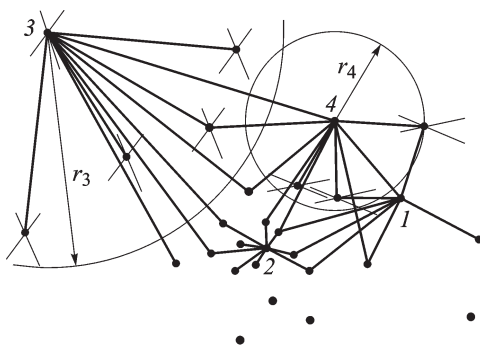


Рис. 7. Поиск события, расположенного в точке максимально плотного скопления событий (Σ – сумма расстояний до N ближайших соседей)

несколько тысяч соседей. Для увеличения быстродействия значение N может быть искусственно занижено при некоторых характерных распределениях шума второго вида в пространстве.

Для ускорения такого перебора применяют блочную (корзинную) сортировку [14]. Число операций для нее близко к $K \cdot \text{const}$, особенно при большом числе корзин, внутри которых, в свою очередь, ведется сортировка методом *вставки* [14]. Этот метод работает с последовательно поступающими данными корзин и позволяет объединить корзины в непрерывный массив. Это позволяет сделать корзины маленькими, увеличив их число (при использовании памяти того же объема), и приблизить число необходимых операций к $K \cdot \text{const}$.

Ближайшие соседи шумовых событий, расположенных в областях с малым числом точек, сами также расположены далеко от события, расположенного в центре наиболее плотного их скопления. Данный факт используется для оптимизации поиска события, расположенного в центре наиболее плотного их скопления (события с минимальной суммой расстояний до ближайших соседей). Если для некоторого события сумма расстояний до ближайших соседей имеет значение, значительно превосходящее значение, наименьшее из найденных на данный момент, то в этом случае следует исключить из дальнейшего рассмотрения само событие и определенное число его ближайших соседей (точные критерии нельзя привести в настоящей статье из-за их крайней громоздкости). На рис. 8 показана работа алгоритма вышеизложенной оптимизации. Как видно из рис. 7, 8, после рассмотрения первых двух событий минимальная сумма расстояний $\Sigma_{\text{тн}}$ принимается равной Σ_2 ($\Sigma_2 < \Sigma_1$). На следующем шаге выясняется, что Σ_3 намного больше Σ_2 , поэтому $\Sigma_{\text{тн}}$ не изменяется, а некоторые ближайшие



$$\Sigma_{\text{тн}} = \Sigma_2 \ll \Sigma_3$$

$$\Sigma_{\text{тн}} = \Sigma_2 \ll \Sigma_4$$

Рис. 8. Оптимизация поиска события, расположенного в точке максимально плотного скопления событий

соседи, условно показанные радиусом r_3 , исключаются из будущего рассмотрения, так как гарантированно имеют $\Sigma > \Sigma_{\text{тн}}$. На рис. 8 они перечеркнуты. Аналогичная процедура повторяется для окрестности точки 4. Такая оптимизация позволяет не выполнять для исключенных точек ресурсоемкие процедуры расчета, сортировки и суммирования расстояний до N ближайших соседей.

Решение задачи листа. Вычислив наиболее характерные наборы зарядов для каждой калибровочной точки, аппроксимируем выражения (5) с помощью стандартных численных методов. Поскольку задача листа должна быть решена не в реальном времени, имеется возможность, используя таблично заданные зависимости (5), решить задачу (1) численно. При решении задачи листа координаты $x_{\text{в}}$ и $y_{\text{в}}$, соответствующие элементарной выборке, устанавливаются на основе средних зарядов элементарной выборки.

Этот метод устойчив к флуктуациям зарядов калибровочных точек. Флуктуации зарядов могут возникать вследствие шума первого вида при малых объемах выборок. Нечувствительность метода к таким флуктуациям позволяет значительно сократить время калибровки.

Информация о принадлежности событий в элементарной выборке к той или иной калибровочной точке при использовании описываемого метода не используется (в отличие от методов усреднения или ближайшей четверки). Калибровочная выборка используется только для построения зависимостей (5), т. е. решения обратной задачи. Для построения дерева поиска можно использовать выборку событий, не разделенных на калибровочные точки. К примеру, такой выборкой может являться равномерно засвеченное поле зрения прибора. В этом случае можно оптимизировать расположение калибровочных точек именно

для задачи листа, решаемой методом обратной задачи, без получения оптимальной калибровочной выборки для построения дерева.

Метод обратной задачи успешно используется авторами настоящей работы и конкурирует с методом ближайшей четверки.

Метод виртуальной выборки. Идея метода заключается в предварительном генерировании так называемой виртуальной калибровочной выборки. Следуя данному методу, необходимо создать выборку до построения дерева вариантов. Опишем, что именно представляет собой виртуальная калибровочная выборка и каким образом она создается.

Для того чтобы создать виртуальную калибровочную выборку, необходимо, используя исходную калибровочную выборку, как и в предыдущем методе, численно решить задачу (5). Далее с использованием полученных функций зависимости зарядов от координат, в пределах всего поля зрения прибора с постоянным шагом вдоль двух координат x и y формируются виртуальные события, т. е. координаты x и y и соответствующие им заряды q_1, q_2, \dots, q_n . Виртуальные события не получают регистрации фотонов КЧД, а “правдоподобно придумываются” с использованием решения задачи (5), что и объясняет название, выбранное для таких событий. Сформированная выборка из виртуальных событий называется виртуальной калибровочной выборкой и используется для построения дерева вариантов. Задача листа в этом случае решается описанным ранее методом усреднения. Метод усреднения работает в этом случае существенно лучше, нежели с реальной выборкой, поскольку ложные события (шум второго вида) в виртуальной калибровочной выборке отсутствуют, что ранее являлось главным недостатком этого метода.

Метод виртуальной выборки работает эффективнее методов усреднения и ближайшей четверки, но уступает методу обратной задачи. Это происходит вследствие того, что виртуальная калибровочная выборка отличается от реальной отсутствием шума первого вида. Это несколько ухудшает адекватность выбора порогов при разбиении калибровочной выборки в процессе построения дерева и приводит к неточному покрытию пикселями поля зрения прибора. Для усовершенствования этого метода можно искусственно добавлять шум первого вида к зарядам q_1, q_2, \dots, q_n виртуальных событий. Однако дисперсия шума первого вида сложным образом изменяется в пределах поля зрения прибора и неодинаково ведет себя для разных зарядов. Добавление шума первого вида с дисперсиями, недостаточными для соответствующими действительными значениями, не улучшает конечный результат. Если продвигаться по пути улучшения алгоритма в

рамках такого подхода, то необходимо детальное исследование характеристик шума первого вида и их использование при моделировании виртуальной калибровочной выборки. Более перспективным, вероятно, является построение виртуальной выборки следующим образом: взять реальную выборку и “очистить” ее от шума второго вида. Такую процедуру можно провести, найдя центры n -мерных пятен (аналогично методу обратной задачи) и исключив из выборки все события, отстоящие от центра более, чем это может быть обусловлено шумом первого вида.

Метод анализа кривых. Данный метод можно назвать обобщением метода ближайшей четверки. Подобно тому, как в этом методе выделялись четыре калибровочные точки, вносящие наибольший вклад в элементарную выборку, в данном методе тоже проводится анализ вкладов в нее различных точек. По объему этих вкладов для каждой элементарной выборки строится гладкая аппроксимирующая кривая, отображающая зависимость объема вклада в элементарную выборку от координат источника. Максимум такой кривой уже является приближенным решением задачи листа, но из-за статистических флуктуаций такое решение обычно бывает недостаточно точным. Поэтому информации о координатах максимума недостаточно и следует анализировать форму кривых. Сравнивая кривые, можно уточнить взаимное расположение листьев в поле зрения.

Метод анализа кривых устойчив при работе с коллекторными системами, отличающимися существенной неоднородностью разрешения прибора в пределах поля зрения.

Подводя итог анализу методов решения задачи листа, укажем, что наиболее эффективным и перспективным является метод обратной задачи, а наиболее простым в реализации среди имеющих практически приемлемую эффективность — метод ближайшей четверки.

Работа с деревом вариантов. Построив корневое дерево вариантов и вычислив соответствующие каждой элементарной выборке координаты события, исходную задачу (1) следует решать следующим способом: каждое новое зарегистрированное событие, координаты которого требуется определить в реальном времени, перемещается по дереву вариантов от корня к листьям. Выполняется сравнение соответствующего заряда с определенными при калибровке порогами этого заряда в узле дерева (номер заряда для сравнения также содержится в узле дерева). Перемещаясь по дереву от корня к листу и выбирая нужную ветвь, событие оказывается отнесенным к некоторой точке поля зрения с координатами x и y (рис. 9). Эти координаты получены на основе анализа элементарной выборки (см. ранее).

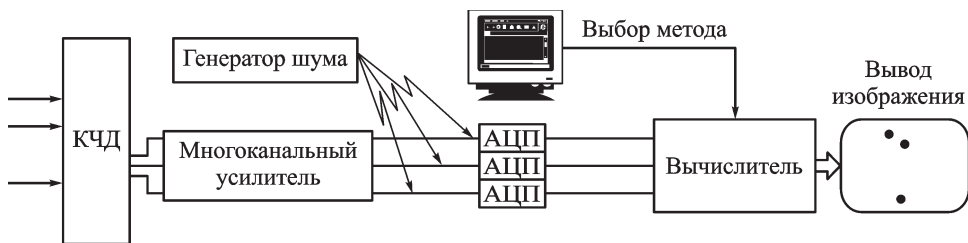


Рис. 10. Схема испытательного стенда

авторами экспериментальный стенд. Источником сигнала служил макет телескопа, оснащенный регулируемым генератором шума первого вида. Для управления работой вычислителя использовался персональный компьютер (рис. 10).

Стенд применялся для формирования двух выборок: калибровочной (большая выборка с множеством событий) и тестовой (выборка, состоящая из небольшого числа событий). Тестовая выборка выполнялась для контроля точности прибора. При съемке калибровочной выборки проводилось экспонирование макета телескопа источником света, последовательно перемещавшимся из одной калибровочной точки в другую. Съемка тестовой выборки выполнялась аналогично, но здесь время экспонирования было меньше и точки дальше отстояли друг от друга.

Выборки обрабатывались двумя указанными ранее методами. На рис. 11 приведены результаты, полученные двумя методами. Показаны восстановленные картины событий точечных источников, расположенных в узлах прямоугольной сетки. Генератор дополнительного шума не используется. Из рис. 11 видно, что при классическом методе велика доля событий, координаты которых определены не с количественной, а с качественной ошибкой (события оказались в областях,

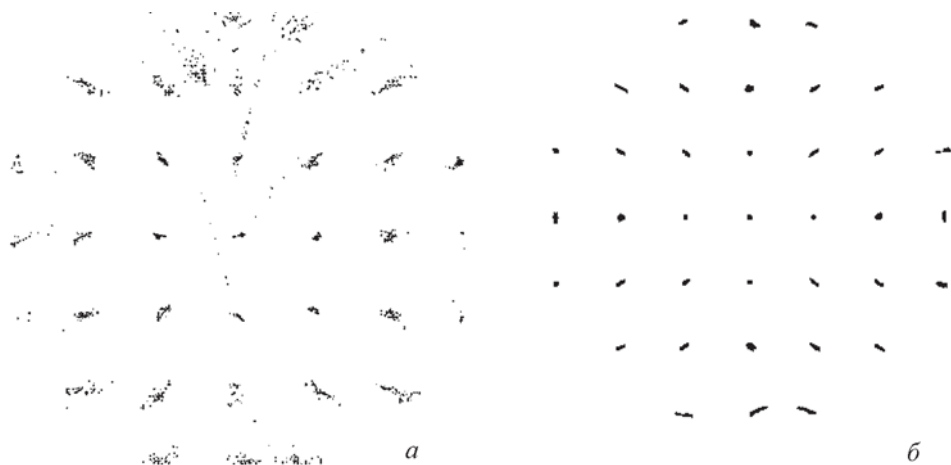


Рис. 11. Точечные источники, расположенные в узлах прямоугольной сетки, восстановленные согласно классическому методу (а) и методу дерева поиска (б)

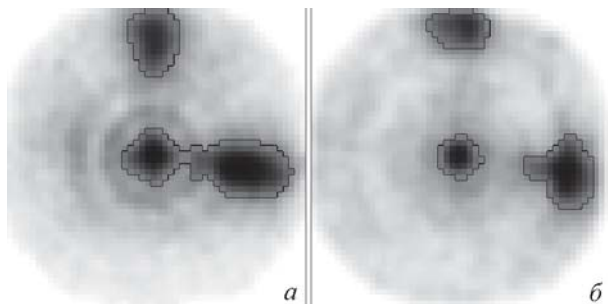


Рис. 12. Изображения источников, восстановленные с использованием двух описываемых методов, при искусственно увеличенной интенсивности шума первого вида:

а — классический метод; *б* — метод дерева поиска

не имеющих никакого отношения к действительному положению источника). Это говорит о нарушениях однозначного соответствия промежуточных координат реальным. При использовании метода дерева поиска ошибки такого рода отсутствуют и снижается влияние шума первого вида. Сделать такое заключение можно, обратив внимание на величину пятен, которые указывают на положение источника.

Для того чтобы количественно сравнить разрешение прибора при использовании двух методов, интенсивность шума первого вида была увеличена искусственно. На рис. 12 приведены двумерные гистограммы (растровые изображения) трех источников, восстановленные двумя методами (классическим и методом построения дерева поиска), при значительной интенсивности шума первого вида. На рис. 12, *а* показан результат, полученный классическим методом, а на рис. 12, *б* — методом дерева поиска. По этим двум изображениям измеряли площадь каждого из трех пятен, выделенных по уровню 50 % максимальной интенсивности. При переходе от классического метода к методу дерева поиска площадь пятен сократилась примерно в 1,8 раза. Таким образом, можно сделать вывод о том, что разрешение прибора повысилось почти в 2 раза.

Такое сравнение классического метода и метода дерева поиска для определения координат при работе с КЧД относится скорее к категории нестрогих опытных подтверждений, чем к строгим математическим либо экспериментальным доказательствам. Тем не менее настоящая работа убедительно показывает, что область применения, в которой новый метод имеет весьма значительное преимущество, как минимум существует и, вероятно, еще и весьма широка.

Выводы. Переход от классического метода к методу дерева поиска может заметно повысить разрешение прибора. Алгоритм дерева поиска обладает высокой степенью адаптации к различным возможным зависимостям зарядов от координат, в том числе к различной информативности частей коллекторной системы в разных областях поля

зрения прибора, что приводит к исключению из рассмотрения тех частей коллектора, которые несут только шум первого вида. Подобное автоматическое определение значимости входных данных можно увидеть в работе нейронных сетей и подобных им структур. Этот факт приближает описываемый метод к работе систем искусственного интеллекта. Настоящая работа призвана ознакомить читателя с новым методом калибровки КЧД и продемонстрировать экспериментальные результаты, показывающие, что описываемый подход может заметно повысить качество прибора, поэтому заслуживает внимания исследователей и представляет практический интерес.

Работа выполнена при финансовой поддержке Федерального агентства по науке и инновациям.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Г р у н т м а н М. А. Координато-чувствительные детекторы на основе микроканальных пластин // Приборы и техника эксперимента. 1984. – № 1. – С. 14–29.
2. K e l l o g g E., H e n r y P., M u r r a y S., V a n S p r e y b r o e c k L., B j o r k h o l m P. High-resolution imaging X-ray detector // Review of Scientific Instruments. – 1976. – Vol. 47. Mar. – P. 282–290.
3. Г р у н т м а н М. А., Координато-чувствительные детекторы на основе микроканальных пластин / Препринт Института космических исследований АН СССР, 1986. – № 701.
4. К о р о в и н Н. А., К а л и н и н А. П. Работа однофотонного координато-чувствительного детектора в составе телескопа сверхвысокой светосилы // Сб. тр. по результатам выездного семинара, Таруса, 2006, Космическое приборостроение; Под. ред. Р.Р.Назирова, ИКИ РАН.
5. Н о в ы й класс систем технического активного 3D-зрения МДМ-локаторы / Д.В.Воронцов, А.А.Ильин, А.П.Калинин и др. // Датчики и системы: Измерения, контроль, автоматизация. – 2004. – № 3. – С. 56–61.
6. Г р у н т м а н М. А., К а л и н и н А. П. Характеристики каналового электронного умножителя ВЭУ-6 при регистрации нейтральных частиц // ПТЭ – № 2. – С. 180–182.
7. Д у б р о в и ц к и й Д. Ю., К а л и н и н А. П., М о р о з о в В. А. Изучение упругого и неупругого взаимодействия атомов и молекул методом рассеяния быстрых пучков на малые углы / Препринт ИПМех РАН, № 591, 1997.
8. R o d i o n o v I. D., R o d i o n o v A. I., S h i l o v I. V. Imaging with MCP in molecular beam experiments // Nuclear Instruments and Methods in Physics Research, A471. 2000. – P. 239–243.
9. Ш и л о в И. Б., К о ч е р в и н с к и й В. В., Р о д и о н о в А. И., Р о д и о н о в И. Д. Исследование оптическими методами характеристик сегнетоэлектрических полимерных пленок со внедренным органическим красителем / Препринт ИПМех РАН, № 686, 2001.
10. О ц е н к а спектрального и пространственного разрешения гиперспектрометра АГСМТ-1 / Д.В.Воронцов, А.Г.Орлов, А.П.Калинин и др. Препринт ИПМех РАН, 2002. – № 704.
11. И с п о л ь з о в а н и е гиперспектральных измерений для дистанционного зондирования Земли / Д.В.Воронцов, А.Г.Орлов, А.П.Калинин и др. Препринт ИПМех РАН, 2002. – № 702.

12. L a m p t o n M., M a l i n a R. F. Quadrant anode image sensor // Rev. Sci. Instrum. – 1976. – V. 11. – № 11. – P. 1360–1362.
13. В и р т Н. Алгоритмы + структуры данных = программы: Пер. с англ. – М.: Мир, 1985.
14. Л е в и т и н А., Л е в и т и н А. Алгоритмы: введение в разработку и анализ. – М.: Вильямс, 2006.

Статья поступила в редакцию 29.01.2008



Николай Александрович Коровин родился в 1979 г., окончил Московский авиационный институт им. Серго Орджоникидзе (государственный технический университет) в 2002 г. Младший науч. сотр. ЗАО НТЦ “Реагент”. Автор пяти научных работ в области прикладной математики, промышленных и специализированных вычислителей.

N.A. Korovin (b. 1979) graduated from the Moscow Aviation Institute n.a. S. Ordzhonikidze (state technical university) in 2002. Junior researcher of the close corporation “NTTs “Reagent”. Author of 5 publications in the field of applied mathematics, industrial and special-purpose computers.



Александр Петрович Калинин родился в 1945 г., окончил МГУ им. М.В. Ломоносова в 1968 г. Д-р физ.-мат. наук, ведущий науч. сотр. ИПМмех РАН. Автор 150 научных работ в области детекторов частиц и излучений, технического зрения, физики атомных столкновений.

A.P. Kalinin (b. 1945) graduated from the Lomonosov Moscow State University in 1968. D. Sc. (Phys.-Math.), leading researcher of the Institute for Applied Mechanics, RAN. Author of 150 publications in the field of detectors of particles and emissions, technical vision, physics of atom collisions.



Андрей Александрович Ильин родился в 1978 г. окончил МГУ им. М.В. Ломоносова в 2001 г. Канд. физ.-мат. наук, ст. науч. сотр. ЗАО НТЦ “Реагент”. Автор 35 научных работ в области научного приборостроения, математической обработки измерений, динамики космического полета.

A.A. I’ in (b. 1978) graduated from the Lomonosov Moscow State University in 2001. Ph. D. (Phys.-Math.), senior researcher of the close corporation “NTTs “Reagent”. Author of 35 publications in the field of scientific instrument engineering, detectors of particles and emissions, technical vision, atom physics.



Игорь Дмитриевич Родионов родился в 1951 г., окончил Физико-технический институт в 1973 г. Д-р физ.-мат. наук, зав. лабораторией ИФХ РАН, Генеральный директор ЗАО НТЦ “Реагент”. Автор 140 научных работ в области научного приборостроения, детекторов частиц и излучений, атомной физики.

I.D. Rodionov (b. 1951) graduated from the Moscow Physics and Technology Institute in 1973. D. Sc. (Phys.-Math.), head of laboratory of the Institute for chemical physics n.a. N.N. Semenov, RAN, general director of the close corporation “NTTs “Reagent”. Author of 140 publications in the field of scientific instrument engineering, detectors of particles and emissions, technical vision, atom physics.