

# Машинное зрение как прикладная техническая дисциплина

*С.Ю. Желтов, Ю.В. Визильтер, ФГУП ГосНИИАС*

В данной статье машинное зрение рассматривается как отрасль знания и прикладная научно-техническая дисциплина. Описаны основные задачи машинного зрения. Перечислены основные группы методов, используемых в современном машинном зрении. Исследовано место машинного зрения в ряду смежных технических дисциплин, таких как компьютерное зрение, искусственный интеллект, а также распознавание образов и цифровая фотограмметрия. В заключение рассмотрены практические требования к методам и алгоритмам машинного зрения на примере наиболее специфической группы алгоритмов - алгоритмов обнаружения объектов на изображениях.

## 1. Введение

В последние годы цифровой анализ изображений проникает во все большее количество областей применения, таких как интеллектуальные робототехнические комплексы, системы управления движущимися аппаратами, обработка данных дистанционного зондирования, системы промышленного контроля, биомедицинские исследования, новые технологии обработки документов и др. Термин «машинное зрение» (Machine vision) представляет сегодня понятие, наиболее полно охватывающее круг инженерных технологий, методов и алгоритмов, связанных с задачей интерпретации сцены наблюдения по её двумерным проекциям - изображениям.

Проблематика машинного зрения столь привлекательна для современных исследователей по той причине, что аппаратные возможности предоставляемые в данной области последними достижениями электроники и вычислительной техники настолько высоки, что они во многом приближаются к «техническим характеристикам»

человека. Разрешение многих сенсоров для получения видеоинформации практически соответствует числу элементов сетчатки глаза человека, а возможности ЭВМ и специальных процессоров - близки к характеристикам «вычислительных мощностей», используемых для обработки изображений в мозгу. Биомеханика вплотную подошла к разработке сложных механических манипуляторов, достаточных для имитации моторной деятельности человека по управлению различными техническими системами. И, таким образом, на пути к осуществлению заветной фантастической мечты будущего – созданию сложных автономных робототехнических комплексов, "интеллектуальных машин" реального времени - стоит необходимость решения большей частью лишь одной задачи - разработки методов и алгоритмов "понимания" изображений. Однако именно эта задача во многих случаях оказывается и наиболее трудной.

## **2. Задачи машинного зрения**

Удивительная сложность проблемы "понимания изображений" может быть объяснена тем обстоятельством, что её интеллектуальная (алгоритмическая) составляющая оказалась во многом более сложной, чем традиционные задачи типа компьютерной игры в шашки или шахматы, которые долгие годы служили полем приложения методов "искусственного интеллекта". Это связано, по-видимому, со сложностью основного предмета, находящегося в центре внимания данной дисциплины, а именно – двумерного изображения. Скорее правилом, чем исключением является отсутствие у информационного семантического содержания изображения какой либо "причинной" или динамической модели формирования, в том смысле, что это информационное семантическое содержание возникает не под действием каких-либо физических законов, описываемых математическими уравнениями. Информационное наполнение изображения проявляется в виде

бесконечного разнообразия *яркостно-геометрических структур*, модели порождения которых могут просто отсутствовать. Особенно сложной задачей является "понимание" объектов, присутствующих в сцене наблюдения. Обнаружение и идентификация многих типов таких объектов, например - зданий и дорог на аэрофотоснимках превратились даже в отдельные направления исследований. Например, только проблеме выделения зданий на изображениях были посвящены несколько крупных международных конференций, поставивших лишь ряд новых проблем в дополнение к существующим [1-3]. Таким образом следует признать, что общая теория "понимания изображений" за последние 30-40 лет ещё не вышла из начального возраста, и то её состояние, которое может быть зафиксировано сегодня - это сочетание ряда нерешенных к настоящему моменту теоретических задач, с одной стороны, и большого числа идей и подходов, далеких от окончательного вида хорошо разработанной теории.

В то же время для решения многих практически важных задач машинного зрения общая проблема "понимания изображений" может быть редуцирована к гораздо более простой и ясной проблеме *обнаружения* и *распознавания* или *измерения* по одному или нескольким изображениям объектов, удовлетворяющих некоторому, заранее известному *модельному* описанию. Теория машинного зрения предлагает целый ряд различных модельных описаний наблюдаемых объектов, которые могут быть использованы для их обнаружения и измерения. В литературе описан широкий спектр таких моделей – от простейших признаковых описаний до высоко специализированных и изощренных структурных моделей. Однако общий метод составления работоспособных моделей по вышеупомянутым причинам отсутствует. Отсюда следует, что разработка и использование моделей, пригодных для эффективного решения задачи обнаружения соответствующих объектов, в значительной степени остается на грани науки и искусства, т.е. требует особого "know-how" или, другими словами,

знания предметной области, отражающего многолетний опыт исследований по решению частных задач.

Полная автоматизация решения задачи обнаружения сложных объектов открывает перед системами "машинного зрения" огромное число потенциальных областей применения, таких как: промышленная инспекция и контроль качества, робототехника, навигация и транспортировка, медицина и биомеханика, инженерный труд, автоматизация проектирования и множество других. При этом задача обнаружения является безусловно базовой, но частной технологической задачей по отношению ко всему комплексу основных целевых задач, которые в общих чертах могут быть сформулированы следующим образом:

- обнаружение объектов и изменений в сцене наблюдения;
- высокоточные измерения элементов сцены;
- слежение за объектами;
- самоориентация и самопозиционирование;
- реконструкция поверхностей и обнаружение трехмерных структур;
- описание сцены и идентификация объектов.

### **3. Методы машинного зрения**

На протяжении десяти-пятнадцати последних лет в алгоритмическом аспекте последовательность действий по обработке изображения принято рассматривать в согласии с, так называемой, парадигмой Марра [4]. Эта парадигма, предложенная Д. Марром на основе длительного изучения механизмов зрительного восприятия человека, утверждает, что обработка изображений опирается на несколько последовательных уровней восходящей информационной линии «иконическое представление объектов (растровое изображение, неструктурированная информация) — символическое представление (векторные и атрибутивные данные в структурированной форме, реляционные структуры)» и должна

осуществляться по модульному принципу посредством следующих этапов обработки:

- предобработка изображений;
- сегментация;
- выделение геометрической структуры;
- определение относительной структуры и семантики.

Связанные с этими этапами уровни обработки обычно называются соответственно: обработка нижнего уровня, среднего уровня, высокого уровня. В то время как алгоритмы обработки нижнего уровня (фильтрация простых шумов, гистограммная обработка) могут рассматриваться как хорошо проработанные и детально изученные, алгоритмы среднего уровня (сегментация) продолжают сегодня оставаться центральным полем приложения исследовательских усилий. За последние годы значительный прогресс был достигнут по отношению к проблемам сопоставления точек и фрагментов изображений (*matching*) [5, 6], выделения признаков внутри малых фрагментов [7-9], высокой точности 3D-позиционирования точек [10, 11], что подразумевает соответствующее моделирование и калибровку датчиков и их комбинаций, выделение простых яркостно-геометрических структур типа "точка", "край", "пятно", "прямая линия", "угол" [12-16].

Методы обработки высокого уровня, относящиеся собственно к "пониманию изображений", находятся еще в начальной фазе развития и по-прежнему представляют собой "вызов" для сообщества исследователей в области компьютерного зрения и искусственного интеллекта. Безусловно, перспектива создания будущих поколений "интеллектуальных машин" в основном зависит от дальнейшей разработки именно этого круга алгоритмов.

Если говорить о методах и алгоритмах детектирования сложных объектов, то одна из центральных проблем, отличающих методы обработки изображений от хорошо изученной теории обработки сигналов, заключается в разработке методов обнаружения объектов, *слабо*

чувствительных к разнообразным видам изменчивости, характерным лишь для изображений. Такими специфическими видами изменчивости являются ракурсные и радиометрические искажения, а также различные виды искажений, несводимые к вероятностным моделям (шумы формы). На пути борьбы с ними были предложены как огромное множество эвристических алгоритмов обнаружения конкретных типов объектов, так и ряд подходов, обладающих большей общностью: методы корреляционного обнаружения [17-19], преобразование Hough [20-23], морфологические подходы Пытьева и Серра [24-28].

#### **4. Машинное зрение в ряду сопряженных технических дисциплин**

Ввиду того, что в литературе встречаются различные трактовки терминов, относящихся к проблеме машинного зрения, представляется целесообразным более подробно изложить здесь понимание терминологии, соответствующее характеру данной работы. Наряду с понятием "машинное зрение" часто употребляются понятия: зрение роботов (robot vision), компьютерное зрение (computer vision), обработка изображений (image processing), понимание изображений (image understanding). Соотношение между зрением роботов, машинным зрением и компьютерным зрением иллюстрирует рис.1.



Рис.1.

Оценивая *компьютерное зрение* как научную дисциплину, изучающую теорию и базовые алгоритмы анализа изображений и сцен, *машинное зрение* следует рассматривать сейчас как гораздо более комплексную и технологическую область научных и инженерных знаний, охватывающую все проблемы разработки практических систем: выбор схем освещения исследуемой сцены, выбор характеристик датчиков, их количество и геометрию расположения, вопросы калибровки и ориентирования, выбор или разработка оборудования для оцифровки и процессорной обработки, разработка собственно алгоритмов и их компьютерная реализация и т.д.

"*Зрение роботов*" следует трактовать как более узкую область технологий машинного зрения, а именно ту их часть, которая обеспечивает функционирование систем машинного зрения в условиях жестких временных ограничений. К этому понятию, безусловно, относятся проблемы разработки основанных на изображениях информационных систем, входящих в состав перспективных систем управления сложными объектами (самолет, автомобиль, системы контроля технологических процессов и др.), так как необходимость формирования обратных связей по результатам обработки входных изображений в системах управления требует их быстрого анализа.

Традиционный термин "*обработка изображений*" чаще употребляется в последние годы не как обозначение научной дисциплины, а как указатель на предметную область. При этом в ряде публикаций наметилась тенденция использования этого термина для обозначения обработки нижнего уровня, когда результатом обработки изображения снова является изображение. В то же время термин "*понимание изображений*" употребляется для обработки верхнего уровня, часто в контексте применения методов искусственного интеллекта [29, 30].

Машинное зрение тесно связано с целым рядом смежных дисциплин. Это - уже упоминавшиеся ранее компьютерное зрение, искусственный

интеллект, а также распознавание образов (pattern recognition), цифровая фотограмметрия (digital photogrammetry) и теория корреляционно-экстремальных систем управления.

Теория *корреляционно-экстремальных систем* (КЭС) имеет много общего с машинным зрением в части детального анализа двумерных цифровых информационных полей на предмет их особенностей, информативности, точности привязки к эталонному полю. В рамках этой теории всесторонне исследованы особенности применения корреляционно-подобных алгоритмов для локализации фрагмента поля или его обнаружения [31-33]. В тоже время анализ сложноструктурированной яркостно-геометрической информации об объектах в поле зрения КЭС обычно выходит за границы предметной области этой теории.

*Цифровая фотограмметрия*, бурно развивающаяся последние годы дисциплина, пришла на смену аналитической фотограмметрии. В то время как классическая аналитическая фотограмметрия изучала в основном метрические соотношения между точками снимков и реальной сцены, современная цифровая фотограмметрия, особенно так называемая close-range (не очень удачный перевод - короткобазисная, но другого термина пока нет) ставит самые сложные задачи анализа и 3-D описания сцены по видеоданным оптических сенсоров. Многие ведущие западные ученые в настоящее время используют термины digital close-range photogrammetry и machine vision практически как синонимы. Эта точка зрения получает все большее распространение и в России.

## **5. Требования к алгоритмам машинного зрения**

Рассматривая современное понимание дисциплины "машинное зрение" можно сделать вывод о том, что это, прежде всего, инженерная прикладная дисциплина. Всякая прикладная техническая дисциплина отличается от фундаментальной теоретической дисциплины наличием конкретных практических ограничений, налагаемых на развиваемые в ее



рамках методы и порождаемые ей инструменты решения практических задач. Рассмотрим требования к методам и алгоритмам машинного зрения на примере наиболее специфической группы алгоритмов - алгоритмов обнаружения объектов на изображениях. При этом будем рассматривать три основных типа требований:

- Робастность;
- Локализация;
- Вычислительная реализуемость.

### 5.1. Робастность.

Разрабатываемые алгоритмы, решающие прикладные задачи машинного зрения, должны работать на реальных изображениях. В то же время каждый, кто конструировал алгоритмы обработки реальных изображений, хорошо знает насколько изменчивы и неформализуемы могут быть факторы, влияющие на процесс обнаружения.

Перечислим эти факторы более подробно:

1. шумовые эффекты – имеют десятки видов источников возникновения, к числу которых можно отнести несовершенство сенсоров приемопередающей аппаратуры, аппаратуры оцифровки изображений, трудные условия съемки, недостаток освещения и ряд других;
2. сложный текстурированный фон на котором должно происходить обнаружение объектов, например, обнаружение штриховой наклейки на газетной странице и т.п.;
3. эффекты загораживания (заслонения) одних объектов другими объектами, как правило, не определенной заранее формы, например - облако на космофотоснимке и т.п., загораживающие помехи;
4. искажающие оптические эффекты в виде различных расфокусировок и дисторсий, ракурсные искажения и др.;
5. эффекты резкой смены освещения, блики, тени, особенно в динамически меняющихся сценах;

6. разнообразие или изменчивость самих объектов обнаружения – переменная структура (как у штриховых кодов), дефекты, временные изменения формы, вегетационные циклы для растительности и т.п.;
7. эффекты изменения среды между сенсорами и объектами наблюдения – задымления, атмосферные осадки, пыль, искусственные помехи и многие другие;
8. несинхронная запись и обработка данных в динамических задачах обнаружения, связанная с ограничениями компьютерных средств хранения и анализа изображений, особенно критическими для приложений с требуемыми высокими временами реакции системы обнаружения объектов. Сюда можно отнести также сбои в компьютерных программах обработки.

Даже беглый анализ приведенных факторов легко установит практическую невозможность их полного формального математического описания – вероятностного, радиометрического или геометрического.

Отсутствие формализованного описания ключевых факторов, вносящих неопределенность в процесс обработки, приводит к тому, что говорить о существовании единственного оптимального алгоритма для решения той или иной задачи обработки изображений будет невозможно еще многие годы. Так, например, только для задачи сегментации графики и текста на цифровом изображении документа придуманы сотни алгоритмов. Представим себе, что существует несколько алгоритмов, достигающих примерно одинаковых результатов на "идеальных" изображениях. Тогда возникает естественный вопрос, как сравнить эти алгоритмы по качеству их работы. При разработке реальных алгоритмов в настоящее время стандарт "де факто" состоит в проверке эффективности работы сконструированных алгоритмов на огромных выборках реальных данных или изображениях, содержащих по возможности все неприятные ситуации. Такие алгоритмы, которые обладают устойчивостью к значительным искажениям и меняющимся факторам, принято называть *робастными*.

Робастность следует отнести к основному практическому требованию при разработке алгоритмов обнаружения машинного зрения.

## 5.2. Локализация.

Важное отличие, присущее проблеме обнаружения объектов на изображениях по сравнению с задачами распознавания или интерпретации хорошо сегментированного образа, заключается в том, что обнаружение в практических задачах всегда связано с процедурой *поиска* объекта.

Именно реализация процедуры поиска объекта связана с угрозой взрывообразного роста необходимого числа вычислений. Проиллюстрируем это на примере простой задачи поиска объекта на основе сравнения с растровым эталоном или шаблоном (template). Если построить какой-либо функционал соответствия между объектом размером  $M \times M$  и фрагментом  $M \times M$  из изображения  $N \times N$ , то простой перебор фрагментов требует количества вычислений не менее чем  $M^2 N^2$  операций, что составляет, например, 10 миллиардов операций при размере объекта  $50 \times 50$ , а изображения -  $2000 \times 2000$  элементов. Даже принимая во внимание значительное увеличение возможностей современных компьютеров, такие объемы вычислений занимают секунды или десятки секунд машинного времени, что далеко выходит за пределы требований систем обнаружения реального времени, предназначенных для таких задач как навигация и наведение, инспекционный контроль, обработка машиночитаемых документов и т.п.

К сожалению, реальные задачи обработки визуальной информации изобилуют дополнительными степенями свободы, когда искомая яркостно-геометрическая структура на изображении может иметь не только произвольные положение, угловую ориентацию и масштаб, но и подвергаться разным преобразованиям, не только аффинным или проективным, но и гораздо более сложным, таким как различные «резиновые» модели или «коробление» (warping – искажение,

напоминающее смятую бумагу). Все это катастрофически увеличивает потребное для перебора время расчетов и требует применения качественно новых идей по организации процесса обнаружения.

Тем не менее, второе важнейшее свойство, которым должны, как правило, обладать алгоритмы обнаружения объектов на изображениях можно определить как *точную локализацию*. Это понятие означает, что необходимо не только обнаружить объект, но и точно указать в системе координат изображения (или сцены) его положение в каком-либо смысле. Несколько неясное толкование «локализации», данное выше, связано с тем, что по сравнению со своей эталонной моделью объект может быть заметно искажен геометрически, причем аналитическая модель искажения может отсутствовать. Характерные примеры – штриховой код, находящийся на смятой упаковке, пятно на коже и т.п. В этих случаях локализация объекта является нетривиальной задачей. В более простой ситуации, при аналитически заданной с точностью до параметров геометрии искажений, под точной локализацией можно понимать знание о положении какой-либо характерной точки объекта и параметрах геометрии искажения (поворот, аффинные коэффициенты, изгибы и др.). При этом, встречающиеся случаи ошибок локализации целесообразно разделить на две группы – нормальные и аномальные ошибки.

Нормальная ошибка – это правильная локализация объекта с некоторой позиционной или параметрической неточностью, характеризуемой количественными оценками. Для объектов, характеризуемых габаритными размерами, большими  $3 \times 3 \div 5 \times 5$  элементов изображения, позиционные нормальные ошибки могут быть значительно меньше размера элемента изображения, уменьшаясь с величиной объекта. В этом случае принято говорить о *субпиксельной локализации*. Это особенно важно для задач стерео обнаружения, так при малых параллаксах 3D-объектов субпиксельная локализация самым существенным образом определяет точность их пространственного положения.

К аномальным ошибкам следует отнести ситуацию перепутывания объектов или возникновение артефактов, что связано с фатальными количественными ошибками позиционирования или просто ложным обнаружением. Требования по исключению или ограничению уровня аномальных ошибок составляют очень важную часть требований к алгоритмам обнаружения.

### **5.3. Вычислительная реализуемость.**

Несмотря на колоссальный путь, который прошла в целом вычислительная техника за последние декады XX и первые годы XXI века, несмотря на создание обширной специализированной процессорной базы для обработки изображений, в основной массе приложений, особенно реального времени, характеристики вычислителей и их свойства все еще далеки от желаемых.

Можно достаточно легко получить приблизительные эмпирические оценки объема потребных вычислений. Если рассмотреть алгоритмы, реализуемые на простейшей апертуре  $3 \times 3$ , то даже в этом случае объем вычислений составляет десятки операций на точку изображения. Как правило, при обработке среднего и высокого уровня необходимый объем расчетов колеблется в пределах от сотен до тысяч операций на пиксел. Оценивая размер изображения, предназначенного для обработки, например, как 1000 на 1000 элементов, что не является чем-то необычным для современных видеодатчиков (можно вспомнить, что бытовые цифровые фотоаппараты давно перешли отметку 2 мегапиксела в ПЗС матрице), получим оценку количества потребных вычислений порядка нескольких гигабайтов операций на кадр. Для приложений же реального времени необходимо выполнять эти вычисления в темпе кадровой развертки, что приводит к оценке быстродействия около 50 Gflop/sec. Сами по себе все эти оценки не являются запредельными для супермощных ЭВМ последнего поколения, однако следует учесть, что

основные приложения машинного зрения находятся в областях, где массогабаритные и стоимостные характеристики конструируемых устройств должны быть весьма невелики.

Таким образом, вычислительная реализуемость алгоритмов все еще относится к числу наиболее важных факторов, учитываемых при их разработке.

## **6. Заключение.**

В данной статье машинное зрение рассматривалось как отрасль знания и научно-техническая дисциплина. Однако, как уже отмечалось, это отрасль знания, ориентированная, прежде всего, на практическое применение. Как техническая и технологическая отрасль, машинное зрение развивается чрезвычайно бурными темпами. Поэтому научно-технические разработки в данной области должны сразу же непосредственно внедряться и реализовываться в виде готовых практических систем, иначе они рискуют морально устареть раньше, чем будут востребованы. И действительно, в настоящее время множество российских и зарубежных предприятий и компаний, демонстрируют значительный прогресс не только в области разработки теоретических методов машинного зрения, но и в решении конкретных практических задач анализа изображений, разработке готовых систем машинного зрения «под ключ», развитии конечных технологий и специализированных аппаратных и программных средств. Обзор этих новых методов, приложений и технологий может стать предметом целой серии статей, посвященных современному состоянию дисциплины «машинное зрение».

### **Литература:**

1. FORSTNER W. Mid-level vision processes for automatic building extraction, Automatic Extraction of Man-Made Objects from Aerial and Space Images, – Birkhauser Verlag, Basel, 1995.

2. HUERTAS A., NEVATIA R. Detecting buildings in aerial images. – Computer Vision, Graphics and image processing, 1988.
3. ZHELTOV S.YU., BLOCHINOV YU.B., STEPANOV A.A., SIBIRYAKOV A.V. Computer 3D Site Model Generation Based On Aerial Images. – SPIE Proceedings, 1997, vol.3084.
4. МАРР Д. Зрение. Информационный подход к изучению представления и обработки зрительных образов. – М.: Радио и связь, 1987, с.400.
5. GRUEN A., BALTSAVIAS E. Geometrically constrained multiphoto matching, – PERS, 1988, vol. № 5.
6. SCHENK, Automatic Generation of DEM's, Digital Photogrammetry: An Addendum to the Manual of Photogrammetry. – American Society for Photogrammetry & Remote Sensing, 1996.
7. GRIMSON W.E.L. Object Recognition by Computer: The Role of Geometric Constraints. – MIT Press., 1990.
8. MARR D., HILDRETH E. Theory of edge detection. – Proc. R. Soc. (London), 1980, B207, pp.187-217.
9. MUMFORD D. The problem of robust shape descriptors. – Proc. First Int'l. Conf. Computer Vision, 1987, pp.602-606.
10. GRUEN A., BALTSAVIAS E. Adaptive least squares correlation with geometrical constraints. – SPIE, 1985, vol. 595.
11. HARALICK R.M. AND CHU Y.H. Solving camera parameters from the perspective projection of a parameterized curve. – Pattern Recogn. Lett. 1984, № 17(6) , pp.637-695.
12. BURNS J., HANSON A., RISEMAN E. Extracting straight lines, – IEEE Trans. On Patt. Analysis and Machine Intel, 1986, vol.8, № 4.
13. CANNY. J. A computational approach to edge detection. – IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell., 1986, № 8, pp. 679-698.
14. KITCHEN L. AND ROSENFELD A. Gray-level corner detection. – Pattern Recogn. Lett., 1982, № 1, pp.95-102.

15. MARR D., HILDRETH E. Theory of edge detection. – Proc. R. Soc. (London), 1980, B207, pp.187-217.
16. SEEGER U. AND SEEGER R. Fast corner detection in grey-level images. – Pattern Recogn. Lett., 1994, № 15(7) , pp.669-675.
17. ВАСИЛЕНКО Г.И., ЦИБУЛЬКИН Л.М. Голографические распознающие устройства. – М.: Радио и связь, 1985, с.312.
18. ЛЕВШИН В.Л. Биокибернетические оптико-электронные устройства автоматического распознавания изображений. – М.: Машиностроение, 1987, с.176.
19. ЯРОСЛАВСКИЙ Л.П. Цифровая обработка сигналов в оптике и голографии: Введение в цифровую оптику. – М.: Радио и связь, 1987, с.296.
20. DAVIES E.R. Machine Vision: Theory, Algorithms, Practicalities. Academic Press., 2-nd Edition, San Diego, 1997, pp.750.
21. DUDA R.O. AND HART P.E. Use of the Hough transformation to detect lines and curves in pictures. – Comm. ACM 15, 11-15. 1972, pp.11-15.
22. HOUGH P.V.C. Methods and Means for Recognizing Complex Patterns. – U.S., Patent 3069654, 1962.
23. ILLINGWORTH J. AND KITTLER J. The adaptive Hough transform. – IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell., 1987, vol. 9, pp.690-698.
24. ПЫТЬЕВ Ю.П. Морфологический анализ изображений. – Доклад АН СССР, 1983, т. 269. № 5, с. 1061-1064.
25. ПЫТЬЕВ Ю.П. Задачи морфологического анализа изображений/Сб. "Математические методы исследования природных ресурсов Земли из Космоса." – М.: Наука, 1984, с.41-83.
26. MATHERON. Random Sets and Integral Geometry. – John Wiley & Sons. 1975.
27. SERRA J. Image Analysis and Mathematical Morphology. – Academic Press. 1982.



28. SERRA J. Introduction to mathematical morphology. – Computer Vision, Graphics and Image Processing, 1986, vol. 35, №3.
29. BENDER E.A. Mathematical Methods in Artificial Intelligence. – IEEE Comput. Society Press, Los Alamitos, California, 1996, p.636.
30. CHARNIAK E. AND McDERMOTT D. Introduction to Artificial Intelligence. – Addison Wesley, Reading, MA. 1985.
31. БЕЛОГЛАЗОВ И.Н., ТАРАСЕНКО В.П. Корреляционно-экстремальные системы. – М.: Сов. Радио, 1974, с.392.
32. БОЧКАРЕВ А.М. Корреляционно-экстремальные системы навигации. – Зарубежная радиоэлектроника, 1981, № 9, с.28-53.
33. КРАСОВСКИЙ А.А., БЕЛОГЛАЗОВ И.Н., ЧИГИН Г.П. Теория корреляционно-экстремальных навигационных систем. – М.: Наука, 1979, с.448.