**Введение в часть 2**

**Человеческие наблюдатели** являются неотъемлемой частью системы изображения. Качество изображения может быть описано в чисто физических терминах, но оптимальное качество изображения может быть описано **только с учетом выполнения задачи** изображения. Взаимосвязь между качеством физического изображения и диагностической эффективностью является пограничной областью между физикой и психологией известной как психофизика. Первые три главы в секции восприятие имеют дело с текущим состоянием искусства в развитии и тестировании психофизических моделей для прогнозирования эффективности человеческого наблюдателя. Myers предоставляет обзор моделей идеального наблюдателя, Abbey и Buchod описывают линейные модели, Eckstein, Abbey и F. O. Buchod предоставляют обзор доступных моделей и план по будущему развитию моделей. Глава Wilson, Jabri, и Manjeshwar показывает, как модели человеческого наблюдателя могут действительно быть использованы чтобы улучшить конструкцию динамических рентгеноскопических систем изображения. Глава Samei, Eyler и Baron о влиянии анатомического фона на восприятие обеспечивает мост между сложной психофизикой и более мягких исследований восприятия человеческих изображений путем рассмотрения проблемы перехода от статистически определенных изображений к изображениям реальных людей. Rolland обобщает прогресс в моделировании реалистичных, но все еще математически определяемых фонов для использования в моделях.

Методология для оценивания человеческой эффективности очень важна, т.к. существует широкий диапазон изменений как внутри, как и между человеческими наблюдателями даже когда они исполняют относительно простые задачи обзора или детектирования. Анализ характеристики функционирования получателя возник как один из главных статистических аналитических инструментов доступный, чтобы характеризовать эффективность человека. Он может корректировать изменчивость в применении критериев принятия решения. Это является активной областью исследования в визуализации. Глава Metz обновляет эту очень важную методологию и уточняет его сильные и слабые стороны, в то время как глава Chakraborty описывает некоторые из вариантов классического ROC анализа и его применение для специальных проблем в диагностической визуализации. Существует также необходимость выйти за рамки ограничений, налагаемых использованием ROC анализа. Один подход состоит в том, чтобы оценивать соглашение наблюдателя вместо точности. Глава Polansky обозревает классический метод для соглашения измерений в визуализации и описывает альтернативную методологию, основанную на

анализе распределения смеси.

Человеческая эффективность даже на простых задачах, таких как детектирование опухолей или переломов, осложняется необходимостью найти аномалии, встроенные в сложные шаблоны анатомических деталей изображения. Глава Kundel рассматривает роль визуально поиска в задачах изображения. Человеческая эффективность также зависит от мастерства, сочетания таланта, тренировки и опыта. Nodine и Mello-Thoms обозревают статус исследований экспертизы в радиологии и подчеркивают смысл подготовки и аттестации радиологов.

В последней главе Krupinski обозревает ценные достижения, которые были сделаны исследованием восприятия изображения в область медицинской визуализации.

Редактор выражает надежду, что эти главы только отмечают начала наших знаний о восприятии медицинских изображений. Они предоставляют краткие изложения, обзоры и исчерпывающий список литературы.

**9.1 Введение**

Объективная оценка систем изображения требует три важных компонента: (1) идентификация запланированного использования результирующих изображений, которые мы должны назвать задачей, (2) спецификация наблюдателя, который будет использовать изображения, чтобы исполнять задачу, (3) глубокое понимание статистических свойств объектов и результирующих изображений. С этими компонентами показатель качества может быть определён для оценки эффективности наблюдателя над указанной задачей. В следующих секциях мы рассмотрим каждый из этих элементов более полно.

Идеальный наблюдатель — это модель, которая описывает эффективность оптимума лица, принимающего решение по данной задача решения. Идеальный наблюдатель, следовательно, обеспечивает верхнюю границу эффективности задачи, которая может быть использована как золотой стандарт в объективной оценке систем изображения. Знание эффективности идеального наблюдателя позволяет физику и ученому по распознаванию определить, когда информация, необходимая, чтобы исполнить поставленную задачу, легко извлекается из изображения человеческим наблюдателем. Когда эффективность идеального наблюдателя, как находят, является намного выше человеческой эффективности, любую систему следует переконструировать, или человеческого наблюдателя следует дополнить или даже заменить на машинное чтение. В этой главе мы подробно описываем смысл, в котором идеальный наблюдатель является оптимальным, описываем вычисление стратегии идеального наблюдателя и получающуюся в результате метрику эффективности для ряда задач и показываем, как система изображения может быть оценена, используя показатель качества теории обнаружения сигналов, которая обобщает эффективность идеального наблюдателя. Результаты исследований, сравнивающих человеческую эффективность с эффективностью идеального наблюдателя снабжены большим количеством визуальных задач.

***9.1.1 Задача***

Задачи медицинских изображений можно в общих чертах разделить либо на задачи классификации, либо на задачи оценки. В задаче классификации решение принимается в отношении какого класса базовых объектов данные производятся. В этой главе мы должны сконцентрироваться на задаче бинарного решения, где изображение планируется классифицировать в одну из двух возможных альтернатив: истинное состояние 1 или истинное состояние 2. Когда состояния представляют присутствие сигнала (что является отличием от нормы) в сравнении с отсутствием сигнала (нормальное состояние), задача называется обнаружением сигнала. Определение того, присутствует ли поражение или опухоль на изображении, является задачей обнаружения сигнала. **В более общем случае, два состояния различают независимо от свойств объекта в классе...**

Задача оценки привлекает количественное определение одного или более параметров, которые описывают объект, основанный на сырых данных. Параметр может быть размером, расположением или активностью опухоли, количеством потока в сосуде или долей сердечного выброса. В топографическом изображении шаг реконструкции приводит к дискретному изображению, что подразумевает оценивание пространственного распределения некоторых характеристик объекта, например, распределения радиоактивного индикатора.

Существует естественная взаимосвязь между задачами классификации и оценивания: мы можем думать об оценке как классификации, **где число классов является числом возможных значений параметров, оцениваемые параметры можно предполагать**. Таким образом, реконструкция изображения 128x128, используя 128 уровней серого, является классификацией в (128)^3 классов! Даже в этом случае Фреймворк теории обнаружения сигнала для анализирования задач классификации в общем случае применим, хотя этот пример показывает, что число эффективных классов, представленных задачей оценивания, может быть очень большим.

В настоящее время задачи количественного определения обычно привлекают численный алгоритм, примененный к изображению с помощью компьютера, вместо вычислений при помощи человека. Так как цель этой главы состоит в том, чтобы описать модели идеального наблюдателя и обсудить их взаимосвязь с человеческим восприятием, мы должны сказать немного больше о таких задачах оценивания здесь. Однако, из-за реконструкции из томографических данных, часто интепретируемых человеком, мы должны направить выполнение идеального наблюдателя на реконструированные **изображения** …

***9.1.2 Объекты и изображения***

Для цифровой системы изображения данные состоят из множества М дискретных измерений, где *gm* представляет м-тое измерение. Чаще всего данные это М пикселей или уровней серого цифрового изображения, хотя данные, возможно, одинокого хорошо являются сырыми данными (проекцией) томографической системы. Значения данных могут быть расположены, чтобы сформировать вектор-столбец **g** в М-размерном пространстве, который мы должны назвать пространством данных, где м-тый компонент является значением, детектируемым в дискретном элементе м. Пространство данных может считаться Гильбертовым пространством, если мы устанавливаем обычные определения нормы и скалярного произведения. Данные являются результатом процесса формирования изображения в результате чего непрерывный объект *f (***r***)* отображается в множество данных **g.** (Для более детального описания формирования изображения

и шума в системах изображения смотрите Barrett и Myers [2].) Это отображение может быть представлено в самом общем виде следующим выражением:

**g** =***H*f**+ **n***,*

где оператор изображения ***H*** является интегральным оператором, определенным как

и *hm(***r**), названная функцией чувствительности*,* дает вклад в м-тое измерение от объекта в точке r. М-размерный вектор n представляет шум в множестве данных.

Единственное предположение, сделанное в написании процесса изображения как (9.2), является тем, что система линейная. Функция чувствительности тесно связана с матрицей, называемой матрицей перекрестных помех, которая описывает как хорошо конкретные коэффициенты Фурье объекта могут быть восстановлены из множества дискретных измерений. Матрица перекрестных помех особенно полезна для описания систем инвариантных относительно смещения.

В задаче классификации каждое истинное состояние, часто называемое гипотезой, представляет простой объект (в задаче неслучайного сигнала) или класс объектов (в задаче случайного сигнала). Объект, как считают, является непрерывной функцией ***f(r)*** двух или трех пространственных измерений и он, возможно, имеет временную зависимость также. При написании уравнения (9.1) мы рассматриваем объект как вектор **f** в Гильбертовом пространстве, скажем L2, которое мы называем пространством объекта. Оператор изображения является отображением из пространства объекта в пространство данных.

Тот факт, что шум представляется как добавка не ограничивает нас ситуациями добавочного шума. Понятно, что шум — это разница между ожидаемым набором данных в отсутствии шума и фактическим набором данных. То есть,

**n** = \_**g**\_ − **g***,*

где угловые скобки обозначают статистическое среднее по всем вкладам в случайность в данных. Все данные случайны из-за шума измерений, который может быть шумом фотонов как в случае радиографических изображений, или тепловым шумом как в изображении магнитного резонанса. Кроме того, данные могут иметь некоторую случайность из-за лежащей в основе случайности в изображаемых объектах. Значения среднего, установленные при j-той гипотезе, являются в таком случае

где **f***j* средний объект в классе j. Полная вероятностная природа данных в состоянии истинного значения j содержится в функции плотности вероятности в **g,** то есть, pr, где вертикальная черта читается “при условии”. Мы предположили, что данные способны получать достаточное число значений таким образом, чтобы быть смоделированными вектором непрерывных значений, описываемым посредством функции плотности вероятности. Другое имя для pr это вероятность данных если дана гипотеза j.