**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 ссылаясь на эффективность функционирования 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 восприятия 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 легкими исследованиями восприятия человеческих изображений путем рассмотрения проблем 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 её 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, накладываемых использованием ROC анализа. Один подход состоит в том, чтобы оценивать соглашение наблюдателя вместо точности. Глава Polansky обозревает классический метод для стандартного метода измерения 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 на изображениях. 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 для области 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) идентификации запланированного использования изображений, получающихся в результате, которые мы должны назвать задачей, (2) спецификации наблюдателя, который будет использовать изображения, чтобы исполнить задачу, (3) глубокого понимания статистических свойств объектов и изображений, получающихся в результете. С этими компонентами показатель качества может быть определён для оценки эффективности наблюдателя для указанной задачи. В следующих секциях мы рассмотрим каждый из этих элементов более полно.

Идеальный наблюдатель — это модель, которая описывает эффективность оптимального лица, принимающего решение по данной задаче принятия 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 исходя из того, каким классом 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 объектов в классе 2 различать их от объектов в классе 1.

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, как подразумевают, оценивает пространственного распределения некоторых характеристик объекта, например, распределение 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 интерпретируемых человеком, мы должны рассматривать эффективность идеального наблюдателя на реконструированных изображениях с некоторой степенью ниже.

***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.

***9.1.3 Наблюдатель***

Статистическая теория решений осуществляет концепцию лица, принимающего решение, или наблюдателя. В простом бинарном случае задача лица, принимающего решение, состоит в том, чтобы определить к какому из двух классов принадлежит набор данных. В медицинских изображениях радиолог обычно является наблюдателем клинического изображения, хотя многие исследователи являются развивающимися компьютеризированными системами диагностики. В общем говоря, наблюдатель это сущность(человек или алгоритм), которая использует данные, чтобы классифицировать их в состояния истинности, которые мы обозначили t1 и t2 в случае бинарного решения.

Мы предполагаем, что правило решения наблюдателя не затрагивает угадывание или случайность (одинаковые наборы данных всегда приводят к одинаковому решению) и неоднозначность (каждый вектор данных приводит к одному решению: либо классу 1, либо классу 2). Отсюда следует, что наблюдатель формирует скалярную переменную решения, или тестовую статистику, которую мы должны называть *t (***g***)*, для того, чтобы классифицировать данные. В общем случае формулировка тестовой статистики включает в себя нелинейные операторы на множестве данных. Мы должны обсудить точную форму зависимости *t (***g***)* на данных в последующих разделах.

Когда тестовая статистика определена, наблюдатель сравнивает её с порогом Лc, чтобы сделать выбор между двумя гипотезами. Полный набор действий: от объекта к множеству данных, а затем решению, предусмотренный статистической моделью принятия решений для задачи классификации, представлен схематически на графике 9.1.

***9.1.4 Результаты принятия решения и ROC кривые***

Тестовая статистика t (g) сама по себе случайная переменная, т.к. она является функционалом многомерного вектора случайных данных g. Функция плотности вероятности на t(g) зависит от состояния истинности и обозначается посредством pr для состояния Tj. Это факт, что функции плотности на t(g) для каждого состояния перекрываются, как показано на графике 9.2, что делает процесс принятия решения любопытным. Определенное в терминах эффективности задачи классификации, качество изображения определяется степенью разделения/перекрытия этих двух функций плотности.

График 9.2 показывает, что существует четыре возможных результата решения для любого значения tc:

1. Истинно-положительный: Т2 верно; наблюдатель определяет T2 верным
2. Ложноположительный: Т1 верно; наблюдатель определяет Т2 верным
3. Ложноотрицательный: Т2 верно; наблюдатель определяет Т1 верным
4. Истинно-положительный: Т1 верно; наблюдатель определяет Т1 верным

Два из вышеупомянутых варианта дают в результате наблюдателю корректное определение лежащей в основе гипотезы, но мы также видим, что два типа ошибок могут быть сделаны. Если проблема состоит в том, чтобы решить присутствует ли сигнал или отсутствует, и наблюдатель говорит, что сигнал присутствует, когда он на самом деле ответствует, делается ошибка типа I.

**Figure 9.1: полный набор действий: от объекта к множеству данных, затем к принятию решения, предусмотренный статистической моделью теории принятия решений для задачи классификации**

**Figure 9.3: Пример ROC кривой, показывающей три рабочие точки: (А) заниженный порог; (Б) умеренный порог; (В) слабый порог.**

В радиолокационной терминологии это называется ложной тревогой. В то время как в медицинской литературе это называется ложноположительным срабатыванием. Когда сигнал присутствует, но наблюдатель выбирает вариант, что это только шум, мы говорим о том, что произошел пропуск или ложноотрицательный результат. Это известно как ошибка типа 2. Из этого следует, что истинно-положительная доля является вероятностью истинно-положительного решения. Это называется чувствительность в медицинской литературе изображений. Ложно-положительная доля это вероятность принятия решения в пользу гипотезы присутствия сигнала, когда сигнал не существует. В медицинских приложениях часто сообщается специфичность, которая дается выражением . Порог наблюдателя определяет рабочую точку наблюдателя, то есть (TPF, FPF) пару. Путем варьирования порога, семейство (TPF, FPF) точек может быть сгенерировано. График этих точек известен как кривая рабочей характеристики приемника, пример которой дан на графике 9.3. Metz обсуждает свойства и измерения кривых ROC в главе 15 этого тома.