

ОБРАБОТКА СИГНАЛОВ, ИЗОБРАЖЕНИЙ И РЕЧИ

УДК 004.932.2

В.А. Ковалев, В.А. Левчук

ПОИСК СТРУКТУРНЫХ ОСОБЕННОСТЕЙ СТРОЕНИЯ
ТОМОГРАФИЧЕСКИХ ИЗОБРАЖЕНИЙ НА ОСНОВЕ КОНЦЕПЦИИ
АКТИВНЫХ АГЕНТОВ

Предлагается алгоритм поиска особенностей строения томографических изображений, основанный на концепции самоорганизующихся агентных систем. В реализованной мультиагентной системе поставленная задача решается коллективно за счет конкуренции автономных агентов двух типов. Работа мультиагентного алгоритма демонстрируется на примере задачи поиска закономерностей строения, связанных с туберкулезом легких. Эффективность предложенного алгоритма оценивается на достаточно большой базе данных трехмерных КТ-изображений, включающей томограммы грудной клетки 111 пациентов общим объемом около 10 000 слов.

Введение

В связи с постоянным ростом количества получаемой цифровой информации возникает задача ее автоматической обработки, анализа и выделения особенностей. В частности, с появлением все новых медицинских баз данных и ростом объема уже существующих появляется потребность в инструментах и методиках, облегчающих работу с такими базами. К данным методикам можно отнести поиск медицинских изображений в базах данных по содержанию [1], задачи автоматической сегментации изображений, поиска и выделения наиболее информативных участков и т. д.

Задача автоматического поиска закономерностей строения биомедицинских изображений также актуальна при разработке новых способов диагностики заболеваний, обнаружения признаков тех или иных характеристик протекания болезни и при прогнозировании. Традиционно такие исследования проводятся при наличии ряда гипотез, которые предполагают существование взаимосвязей между определенными структурами на изображениях с некоторыми медицинскими данными [2, 3]. Будучи разработан и успешно применен к входным данным, подход, основанный на ряде определенных гипотез, позволяет выявить связи лишь с теми структурами на изображениях, которые были заранее выбраны (отсегментированы) для последующей обработки и анализа, при этом часть полезной информации может остаться за пределами исследования.

В данной работе предлагается методика поиска закономерностей, т. е. связей между структурами на изображениях с клиническими показателями в отсутствие какой-либо гипотезы или априорных данных об исследуемых структурах. Ограничимся лишь предположением, что искомые объекты некоторым образом локализованы на изображениях. Следует подчеркнуть, что исследование связей между морфологическими признаками изображений и медицинскими данными по пациентам, представленное в работе [4], проводилось при отсутствии гипотезы об этих связях. Однако в [4] постановка задачи значительно отличалась от рассматриваемой, поскольку в силу специфики исследуемых в ней гистологических изображений предположение о локальности искомым структур не имело места.

Алгоритм решения поставленной задачи был реализован на основе достаточно новой концепции активных агентов и может быть отнесен к семейству так называемых «биологически навеянных» алгоритмов (biologically-inspired algorithms) [5] или алгоритмов, основанных на концепции стайного интеллекта (swarm intelligence). Такой подход позволяет задействовать некоторые преимущества самоорганизующихся систем, включая самообучение, самоорганизацию, перераспределение вычислительных мощностей и т. д. Концепция самоорганизующихся

систем на данный момент является относительно молодой и недостаточно изученной областью информатики. Поэтому одной из целей настоящей работы является изучение потенциала самоорганизующихся систем применительно к задаче поиска особенностей строения изображений.

Отметим, что предлагаемый алгоритм не ориентирован на конкретный тип изображений и может быть применен для нахождения особенностей в данных различного рода. Отличительной чертой рассматриваемой задачи поиска является то, что предмет поиска изначально неизвестен и ищется не что-то похожее на образец (классическая задача [1, 6]), а, напротив, – нечто не похожее ни на что из противоположного класса.

1. Концепция активных агентов

Активные (автономные) агенты – довольно молодая область исследований в обработке изображений, возможности которой в настоящее время в достаточной мере не изучены. Однако идея применения самоорганизующихся систем к решению различного рода задач обработки изображений в последние годы приобретает все большую популярность.

Вычисление при помощи активных агентов можно отнести к области стайного интеллекта, в основе которого лежит идея отсутствия какого-либо центрального механизма управления всей системой. Система в этом случае состоит из большого числа самостоятельных единиц (подсистем, агентов), способных получать информацию об окружающей среде, перемещаться в данной среде и взаимодействовать между собой. При этом каждая подсистема способна управлять только своим поведением, однако выбор конкретного поведения зависит от состояния и поведения окружающих агентов. Во время работы система самоорганизуется благодаря заложенным в ней вероятностным механизмам и механизмам взаимодействия, которые прямо или косвенно определяют конечное равновесное состояние. Примером таких систем могут служить системы, реализующие так называемый муравьиный алгоритм (*ant colony optimization*), который применяется для решения некоторых задач теории графов [7]. При использовании этого алгоритма для получения сведений об изучаемой системе анализируется поведение не отдельной особи стаи, а стаи как целого, т. е. анализируются кумулятивные данные.

Прежде всего необходимо дать определение термину «агент». В работе [8] предлагается следующее определение: *агент* – это программный модуль, которому присущи следующие характеристики:

- *цикл агента* (исследование окружения агента – анализ – планирование дальнейших шагов – выполнение – исследование окружения...), определяющий его базовое функционирование;
- индивидуальный *запас знаний*, содержащий знания агента о других агентах и своем окружении в явном виде;
- исчерпывающие возможности *обмена информацией* (различные протоколы обмена данными, вещание, голосование), которые дают возможность агентам решать задачи кооперативно;
- способность агента интерпретировать и изменять свою *роль* и моделировать как свою роль, так и роль других агентов.

Таким образом, *мультиагентная система* – это сообщество агентов, коллективно решающих поставленную задачу. Однако такое определение агента не является жестким. Для решения конкретной задачи некоторые из перечисленных характеристик могут быть опущены, в то время как дополнительные особенности, например такие, как *жизненный цикл*, могут быть добавлены.

В ряде работ для решения разнообразных задач используется данное выше определение агента с некоторыми упрощениями или дополнительными особенностями. В работе [9] агенты использовались для детектирования лесных пожаров. Это были агенты одного типа, способные в случае нахождения «интересных» участков плодить себе подобных. В работе [10] для нахождения границ на слоях КТ-изображений использовались агенты нескольких типов. В [11] на основе агентного подхода решалась задача сегментации МРТ-изображений мозга. В работе [12] использовались агенты одного типа с полноценным жизненным циклом: агенты, нашедшие цель, успешно размножались (рождались новые), а не нашедшие цель в течение длительного времени исключались из системы (умирали). Применение такого жизненного цикла также по-

зволяет более разумно распределять машинные ресурсы, увеличивая приоритет более интересных участков на изображениях по сравнению с менее интересными.

2. Понятие структурных особенностей

Поскольку описываемый алгоритм ориентирован на поиск «особенных» структур на изображениях, данное понятие необходимо определить. Предположим, что имеются изображения одного класса (томографические изображения одной модальности каких-либо частей тела здоровых людей или гистологические изображения здоровых тканей определенного органа), для которых характерно присутствие одних и тех же структур на изображениях одного класса. Такие изображения можно назвать *базовыми*. Пусть разнообразие присутствующих на изображениях структур не слишком велико и изображения в рамках одного класса с первого взгляда кажутся вовсе неразличающимися. Тогда множество структур, присутствующих на изображениях рассматриваемого класса, можно назвать множеством *обыкновенных* структур (рис. 1, *а*), характерных для данного класса изображений.

Далее рассмотрим изображения, принадлежащие к смежным классам, например томографические изображения тех частей тела больных, у которых признаки той или иной болезни проявляются на изображениях, и гистологические изображения раковой ткани. Для таких «особенных» изображений характерно присутствие как обыкновенных структур, так и структур, не встречающихся на базовых изображениях (структур, являющихся признаками заболевания). Именно такие структуры, не похожие ни на что из заданного множества, будем называть *особенными* (рис. 1, *б*), и они будут являться предметом поиска в рамках поставленной задачи. Очевидно, что предмет поиска определяется набором обыкновенных структур, поэтому цель поиска в предлагаемом алгоритме будет определяться автоматически в самом процессе поиска.

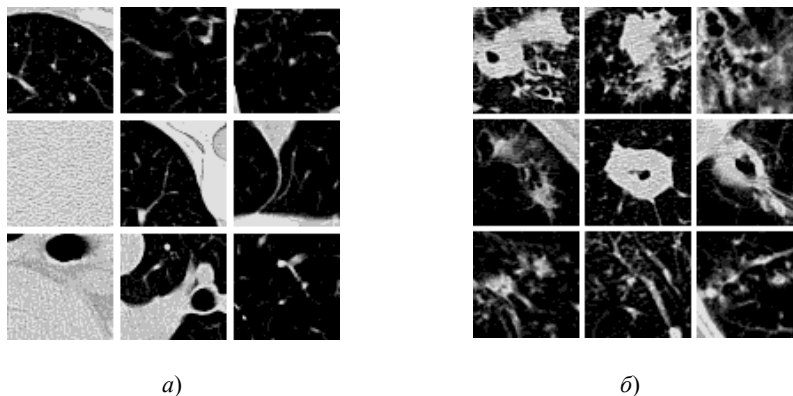


Рис. 1. Примеры слоев тестовых участков изображений:
а) обыкновенные участки (здоровые); *б)* особенные участки (пораженные туберкулезом)

Приведем способ численного описания степени особенности той или иной структуры. Пусть в наличии имеется набор обыкновенных структур, содержащий значительное количество образцов, и набор потенциально особенных структур. Для каждой структуры может быть вычислен какой-либо вектор признаков (дескриптор), численно характеризующий рассматриваемую структуру. Согласно полученным векторам признаков может быть оценена степень несхожести (расстояние в пространстве признаков) между любой парой структур. Тогда для каждой структуры может быть вычислена следующая величина: *минимальное* расстояние от дескриптора исследуемой структуры до какого-либо из дескрипторов набора обыкновенных структур. Именно эту величину можно использовать в качестве численной характеристики степени особенности структуры, так как для обыкновенных структур она оказывается закономерно меньшей, чем для особенных (рис. 2, *а*). На рис. 2, *б* показана кривая ошибок бинарной классификации дескрипторов участков КТ-изображений кубической формы на обыкновенные и особенные. Основываясь на предположении, что описанные выше минимальные расстояния для обыкновенных структур приближенно подчиняются нормальному распределению, можно вве-

сти порог для минимального расстояния, выше которого исследуемая структура считается особенной, пользуясь правилом «трех сигм».

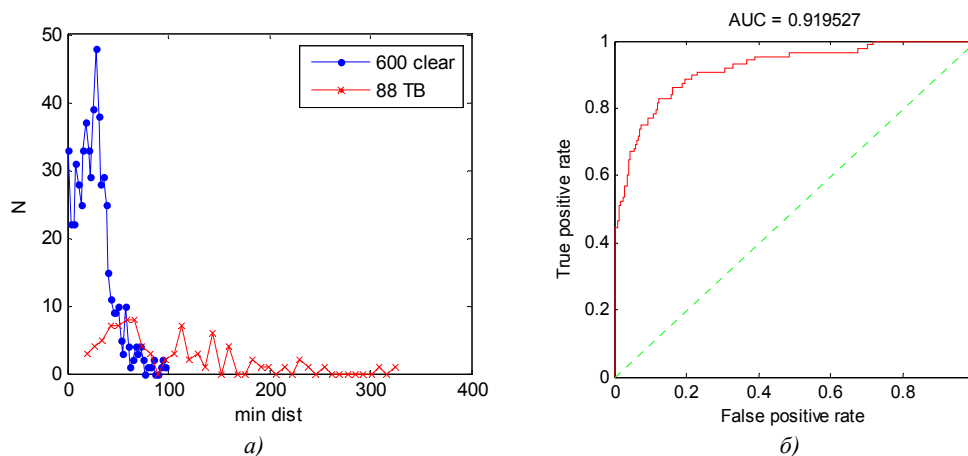


Рис. 2. Разделение структур на обыкновенные и особенные: а) гистограммы распределения минимальных расстояний до обыкновенных дескрипторов для 600 здоровых и 88 туберкулезных участков; б) кривая ошибок классификации

Очевидно, что основные структуры, представленные на рассматриваемом классе изображений, обладают текстурными свойствами. Для описания текстурных свойств были выбраны многомерные матрицы совместной встречаемости типа IID, являющиеся обобщением матриц смежных вероятностей [13] и подробно описанные в [14]. Дескрипторы такого типа хорошо подходят для описания текстурных свойств как 2D-, так и 3D-изображений, так как обладают многими полезными свойствами (устойчивостью к шумам, инвариантностью к поворотам, отражениям и др.) и доказали свою эффективность в целом ряде работ (см., например, [5, 14, 15]).

3. Алгоритм поиска

Поскольку в поставленной задаче понятие особенных структур как предмета поиска напрямую основывается на понятии обыкновенных структур, в рамках данной работы были использованы два типа агентов, ответственных за обыкновенные и особенные структуры. Агенты одного типа – назовем их *ищущими* (seeking) – помещаются на исследуемые изображения, потенциально содержащие текстурные аномалии, и занимаются поиском особенных структур. В процессе поиска агенты этого типа используют информацию об обыкновенных структурах, которую добывают агенты другого типа – *проверяющие* (checking), помещенные на соответствующие базовые изображения, заведомо не содержащие аномалий.

Задача ищущих агентов состоит в нахождении участков на изображениях, у которых минимальное расстояние от их дескриптора до дескриптора любого участка на базовых изображениях достаточно велико. Задача проверяющих агентов состоит в возможном нахождении на своих изображениях участков, похожих на найденные ищущими. Если же для некоего ищущего агента найти такой похожий участок на базовых изображениях не удастся, то можно считать, что ищущий агент нашел некую особенность, не характерную для базовых изображений. Таким образом, поставленная задача решается при помощи мультиагентной системы, работающей на основе конкуренции двух типов агентов (рис. 3).

Во время работы алгоритма агенты передвигаются по изображению, исследуя его. Результат исследования для каждого агента характеризуется соответствующей целевой функцией (cost function), определяющейся по-разному в зависимости от типа агента. Для ищущих агентов целевая функция есть минимальное расстояние от его дескриптора до дескрипторов проверяющих агентов, присутствующих на других изображениях. При этом ищущий агент стремится максимизировать значение своей целевой функции. Для проверяющих агентов это минимальное расстояние до дескриптора какого-либо из ищущих агентов, которое агент стремится минимизировать. Постоянное движение агентов вдоль направления градиента целевой функции может привести к

их застреванию в множестве локальных минимумов (максимумов). Поэтому для целевой функции вводится некий порог, выше которого движение агента происходит случайным образом, а ниже – вдоль градиента целевой функции. Таким образом идет поиск наиболее выразительных локальных минимумов (максимумов) целевой функции.

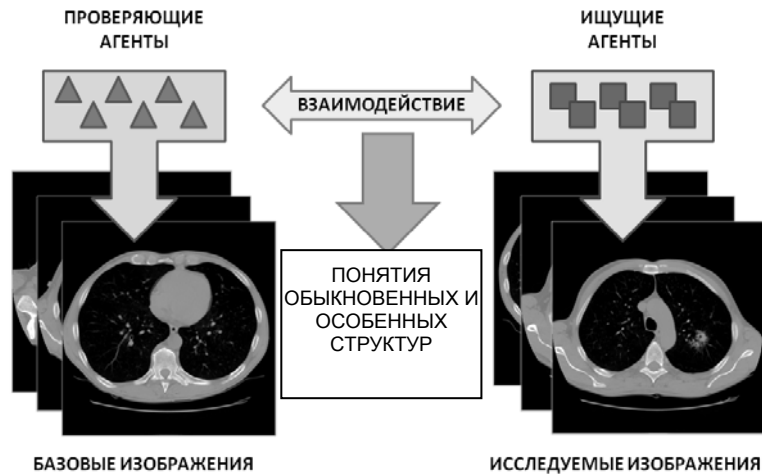


Рис. 3. Схематическое изображение мультиагентной системы

Для более экономного использования временных и вычислительных ресурсов предусматривается контроль над жизнью агентов. Поскольку при помощи проверяющих агентов определяется понятие обыкновенных структур, их количество на протяжении всей работы алгоритма должно быть значительным. В то же время для ищущих агентов ставятся следующие условия. Если на протяжении определенного числа итераций целевая функция агента не достигла порогового значения, агенты исключаются из системы (умирают). Если же на протяжении нескольких итераций целевая функция ищущего агента все время превышала заданный порог (агент нашел особенность и находка не опровергнута), агент производит себе подобного (размножается). Таким образом, в «неинтересных» местах агенты постепенно погибают, а в более «интересных» их количество увеличивается до тех пор, пока все особенные структуры не будут заняты агентами.

Описываемый алгоритм можно схематически представить следующим образом:

1. Загрузка изображений
2. Помещение агентов на изображения, вычисление дескрипторов агентов
3. Обнуление счетчиков
4. Для каждой итерации повторять:
 5. Вычисление стандартных отклонений элементов дескрипторов
 6. Вычисление пороговых значений целевой функции
 7. Для каждого агента выполнить:
 8. Вычисление значений целевой функции в соседних положениях
 9. Если хотя бы одно из вычисленных значений лучше порогового
 10. Смещение в направлении улучшения целевой функции
 11. Инкрементация счетчика целевых шагов
 12. Иначе
 13. Смещение в случайном направлении
 14. Инкрементация счетчиков случайных шагов
 15. Конец Если
 16. Если тип агента ищущий
 17. Если значение счетчиков случайных шагов больше порога
 18. Смерть агента
 19. Если значение счетчиков целевых шагов больше порога
 20. Размножение агента
 21. Конец Если

22. **Конец Для**

23. **Конец Для**

24. Анализ конечных положений агентов

Данный алгоритм несколько схож с алгоритмами, приведенными в [9–12]. Одной из его отличительных черт является то, что работа алгоритма основана не на кооперации, а на конкуренции, так как агенты каждого типа стремятся улучшить значение своей целевой функции, тем самым ухудшая соответствующие значения агентов противоположного типа.

4. Анализ изображений

В данной работе использовалась база, содержащая КТ-изображения 111 пациентов, больных туберкулезом легких, средний возраст которых составлял 45 лет. Изображения были получены на четырех различных видах аппаратов: GE MEDICAL SYSTEMS LightSpeed Pro 16, GE MEDICAL SYSTEMS LightSpeed Pro 32, SEMENS Emotion и SIEMENS Emotion 6, что несколько затрудняло работу с полученными изображениями. Данные о состоянии пациентов включали в себя множество характеристик, таких как пол, возраст, рост, вес, диагноз, сопутствующие заболевания. Для 97 пациентов были известны данные о лекарственной устойчивости (ЛУ) туберкулеза – важной характеристике заболевания, поиск признаков которой на изображениях в настоящее время является одной из приоритетных задач медицины.

4.1. Демонстрация работы алгоритма на примере задачи поиска различий двух изображений

Для начала рассмотрим следующий демонстрационный вычислительный эксперимент. Возьмем изображение пациента, у которого лишь одно легкое содержит явные признаки заболевания. На вход алгоритма подадим два изображения: легкое без признаков болезни и больное легкое. В данном случае каждое из изображений является само по себе исследуемым и в то же время эталонным для другого изображения. Тогда задачей алгоритма будет являться нахождение различий в строении этих двух изображений.

Для демонстрационного эксперимента использовались следующие параметры: размер агента (области, по которой вычисляется дескриптор) $A = 10$ мм, длина шага агента $Step = 11$ мм, начальное расстояние между агентами $Dist = 30$ мм, пороговые значения для счетчиков случайных и целевых шагов $maxRand = toBirth = 30$.

Рассмотрим КТ-срезы исследуемых изображений и положения агентов на них на разных стадиях работы алгоритма (рис. 4). Квадратами синего и голубого цвета обозначены размеры и позиции проверяющих агентов, красного и желтого цвета – ищущих. Тонкими квадратами изображены агенты, движущиеся в процессе поиска оптимальных условий случайным образом; толстыми квадратами – агенты, движущиеся вдоль направления улучшения целевой функции. Тот факт, что задача решается в объеме, делает затруднительным задачу наглядной и информативной визуализации состояния процесса. Поэтому в данном случае ограничимся изображениями наиболее информативных плоских слоев изображений.

На рис. 4, $a - z$ показаны состояния мультиагентной системы на начальных итерациях. Для этой стадии характерно присутствие на изображениях большого числа агентов обоих типов. Большинство ищущих агентов находится в состоянии случайного поиска, и лишь небольшая их часть нашла участки, претендующие называться особенными. Проверяющие же агенты стремятся найти на своих изображениях структуры, похожие на структуры, найденные достаточно большим множеством ищущих агентов на противоположном изображении.

На рис. 4, $\delta - z$ изображены состояния мультиагентной системы после большего количества итераций, чем максимально допустимое количество случайных шагов, т. е. все ищущие агенты, не нашедшие потенциально особенных участков, которых большинство, исключаются из системы. В это же время агенты, которые в течение длительного времени пребывали в состоянии градиентного поиска, начинают плодить себе подобных. Вместе со значительным уменьшением количества ищущих агентов уменьшается разнообразие предметов поиска для проверяющих агентов.

На рис. 4, *и – м* изображены финальные состояния системы после завершения 100 итераций (показаны только ищущие агенты). Конечное расположение агентов говорит о найденных особенных структурах. Видим, что алгоритму удалось определить яркое узловое образование в легком, характерное для туберкулеза, как особенную структуру. Этот объект на изображении выделен четырьмя близко расположенными агентами. Помимо искомого туберкулезного образования алгоритм выделил в качестве особенности и другие участки. Среди них есть как артефакты, обусловленные биением сердца во время сканирования пациента (рис. 4, *л*), так и обычные структуры (рис. 4, *к*), оказавшиеся доступными лишь на одной из частей изображения из-за небольшого смещения плоскости симметрии легких относительно центра изображения. Такого рода ложные особенности могут впоследствии быть отсеяны посредством различного рода процедур постобработки.

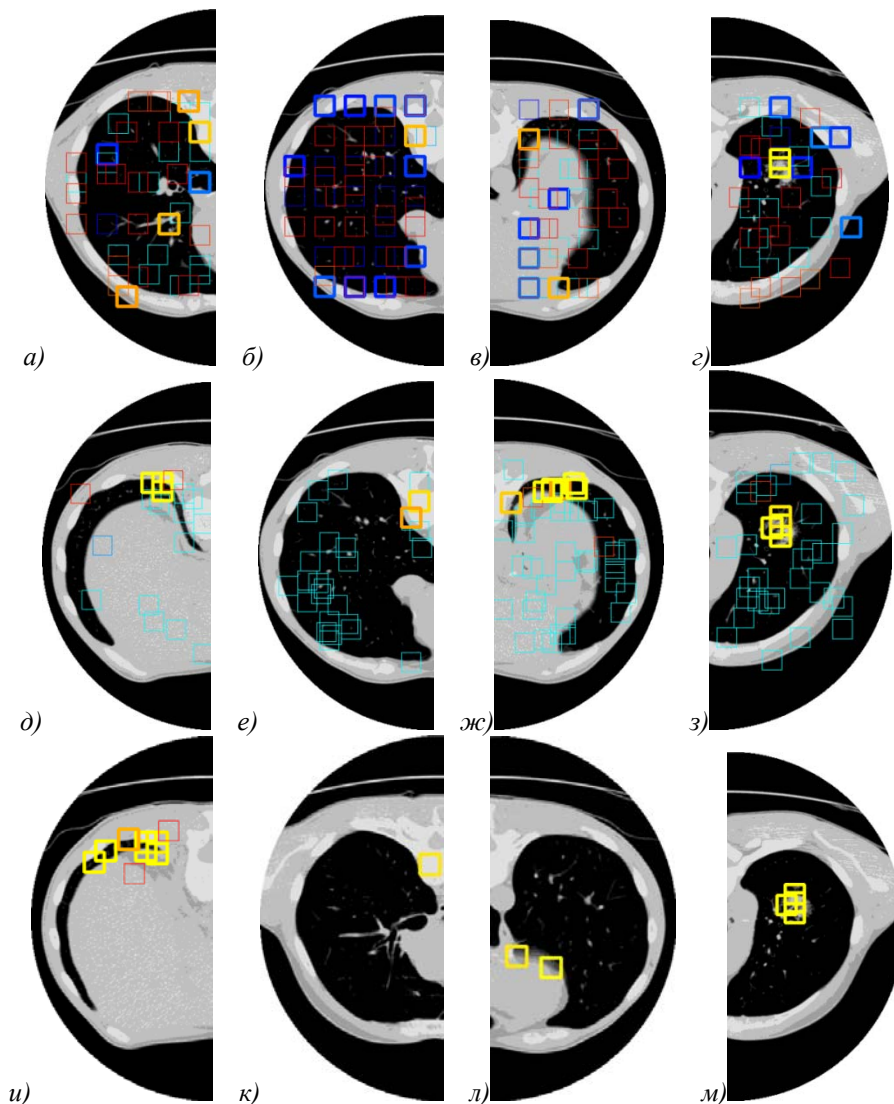


Рис. 4. Срезы исследуемых КТ-изображений с представленными на них агентами на разных стадиях работы алгоритма (две первые колонки – изображения без признаков болезни, две последние колонки – изображения больного легкого; оттенками красного показаны ищущие агенты, оттенками синего – проверяющие):
а) – г) 4 итерации; *д) – з)* 37 итераций; *и) – м)* 100 итераций

4.2. Поиск особенностей строения, связанных с туберкулезом

Рассмотрим работу алгоритма применительно к достаточно большой базе данных КТ-изображений пациентов, больных туберкулезом. В этом случае можно поставить задачу автоматиче-

ского поиска особенностей строения изображений базы данных, причем роль особенностей будут играть структуры на изображениях, являющиеся признаками заболевания (в том числе туберкулеза). Задача автоматического выделения очагов туберкулеза не представляет прямого интереса с научной точки зрения и скорее является тестовой задачей для исследуемого алгоритма. Научный интерес в данном случае состоит в проверке возможностей самоорганизующихся систем применительно к задачам такого рода. Однако поставленная задача имеет интерес с практической точки зрения, а именно с точки зрения систем, работающих с базами данных значительных объемов.

Для описываемого вычислительного эксперимента в качестве эталонных изображений были использованы предварительно отсегментированные изображения частей легких 13 пациентов из базы данных, в которых не содержалось признаков заболеваний. Применялись следующие параметры: размер агента $A = 13$ мм, длина шага $Step = 14$ мм, начальное расстояние $Dist = 40$ мм, $maxRand = toBirth = 40$. Максимальное число итераций составляло 150. Исследованию подвергались все 111 изображений из базы данных. Из имеющихся изображений шесть оказались непригодными для анализа (другой яркостной диапазон, плохое качество изображений). В результате работы алгоритма на 85 из 105 пригодных для анализа изображений (81 %) очаги туберкулеза были выделены в качестве особенностей. При этом на семи изображениях присутствовали только слабо выраженные признаки туберкулеза (см. рис. 4, б), которые в результате не были выделены. Также из 105 изображений на 71 (68 %) в качестве особенностей были выделены другие структуры: бронхи, артефакты реконструкции, артефакты, связанные с дыханием пациентов и сердцебиением во время снимка (см. рис. 4, и, л).

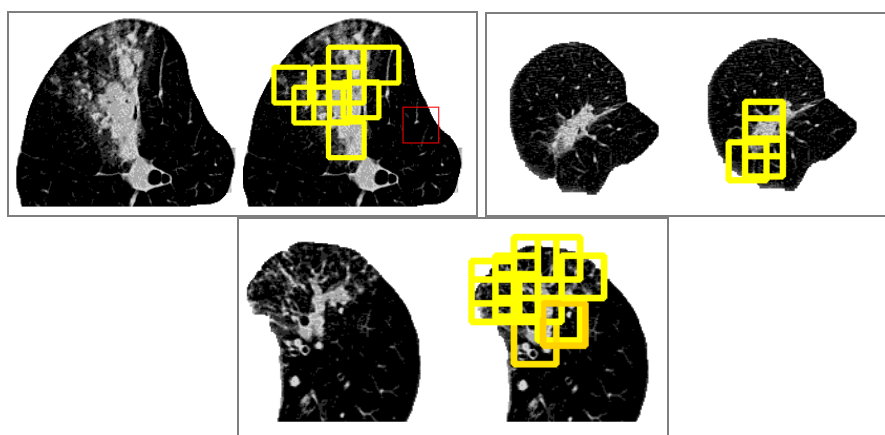


Рис. 5. Примеры автоматического выделения областей легкого, пораженных туберкулезом, при помощи агентов

Полученные результаты можно сравнить с результатами автоматического выделения очагов туберкулеза на тех же изображениях, произведенного при помощи алгоритма, работающего прямым перебором, в котором решение о наличии признака туберкулеза в структуре принималось на основе вычисления того же рода дескрипторов, применения метода главных компонент и обучения на выборке данных (таблица). В результате работы такого «прямого» алгоритма очаги туберкулеза были выделены на 73 изображениях из 105 (70 %), другие структуры – на 70 изображениях из 105 (67 %). Видно, что алгоритм, основанный на мультиагентной системе с применением дескриптора типа ПД, дал не худшие результаты по сравнению с алгоритмом, основанным на обучении. Отметим, что условия работы этих алгоритмов были принципиально разными: для обучающегося алгоритма нужно было найти нечто, похожее на заданные образцы (предмет поиска явно задан, присутствует обучение), для мультиагентного подхода – нечто, не встречающееся на заданных изображениях (самообучение).

Несмотря на наличие значительного количества ошибок в выходных данных, результат работы алгоритма можно назвать удовлетворительным, так как предмет поиска ввиду специфики задачи не был предварительно определен. Ошибочные результаты в выходных данных могут быть отсеяны с применением несложных процедур постобработки (более детального анализа и классификации выходных данных).

Результаты работы двух методик

Метод	Выделен туберкулез, кол-во случаев, %	Выделены другие структуры, кол-во случаев, %
На основе мульти-агентной системы	85 (81 %)	71 (68 %)
На основе обучения	73 (70 %)	70 (67 %)

Отметим также, что быстрое решение поставленной задачи без применения мульти-агентной системы при помощи метода прямого перебора не представляется осуществимым либо технически затруднено. Используемые для решения вышеописанной задачи мультиагентные системы включали в себя порядка 4000 агентов, которые для эффективной работы алгоритма вычислялись и хранились в памяти матрицы расстояний размером 4000×4000 . При решении той же задачи методом перебора количество участков изображений, подлежащих рассмотрению, будет порядка 100 000, что значительно превышает количество агентов. В этом случае возникает необходимость вычислять и хранить в памяти матрицу расстояний размером $100\,000 \times 100\,000$, содержащую 10^{10} элементов, что делает решение задачи методом перебора практически неосуществимым на обычных ПК.

4.3. Поиск особенностей строения, связанных со степенью лекарственной устойчивости

В настоящее время научный интерес представляет задача поиска на изображениях признаков ЛУ у больных туберкулезом. ЛУ определяет степень восприимчивости заболевания к определенным группам лекарств и возможность дальнейшего лечения. Анализ на определение степени ЛУ производится при помощи биомедицинских тестов, результаты которых готовятся в течение месяца. В то же время сейчас осуществляется поиск быстрых методов определения степени ЛУ, в том числе исследуется возможность выявления степени ЛУ по КТ-изображениям легких.

Мультиагентная система использовалась для решения задачи поиска различий между двумя классами изображений: изображений пациентов с низкой степенью ЛУ (0) и пациентов с высокой степенью ЛУ (3). Для этой задачи были сформированы две выборки изображений пациентов с соответствующими степенями ЛУ. Каждая выборка содержала по 20 изображений, полученных на одинаковых медицинских аппаратах при одинаковых параметрах. В экспериментах по нахождению различий между двумя наборами изображений поочередно один из наборов считался базовым, а другой – исследуемым. Для рассматриваемого эксперимента использовались следующие параметры: размер агента $A = 12$ мм, длина шага $Step = 13$ мм, начальное расстояние $Dist = 39$ мм, $maxRand = toBirth = 40$. Максимальное число итераций составляло 120. Двухсторонний поиск закономерностей не дал статистически значимых результатов. В результате работы алгоритма на изображениях обоих классов были выделены различного рода артефакты; области легкого, пораженные туберкулезом; бронхи. В единичных случаях на изображениях пациентов с высокой степенью ЛУ были выделены крупные узловые образования.

Отметим, что исследование связи количества узловых и других образований в легких процентов с ЛУ проводилось в работе [16]. В ходе исследования были обнаружены статистически значимые различия в количестве узловых образований в легких пациентов с множественной ЛУ и пациентов с лекарственно чувствительным туберкулезом. Таким образом, результаты работы описываемого алгоритма дают повод задуматься о возможности обнаружения признаков ЛУ среди характеристик узловых образований, имеющих в легких.

Заключение

В работе сделана попытка изучить потенциал самоорганизующихся систем – достаточно молодой и не в полной мере развитой концепции информатики – применительно к задачам выявления скрытых закономерностей. Был разработан алгоритм поиска особенностей строения

изображений, в котором предмет поиска заранее не специфицирован, а определяется в процессе работы алгоритма.

Разработанный алгоритм показал свою эффективность при обработке имеющейся базы данных изображений и может быть применен к обработке объемных баз данных. Результаты обработки исследуемым алгоритмом оказались не хуже, чем в случае алгоритма, основанного на обучении. При этом условия работы этих двух алгоритмов принципиально разные.

При решении задачи поиска закономерностей строения изображений легких, связанных со степенью ЛУ, алгоритм не дал статистически значимых результатов.

Работа выполнена в рамках проекта BOBI-31055-МК-11, финансируемого фондом CRDF.

Список литературы

1. Kovalev, V.A. Retrieving 3D MRI brain images / V.A. Kovalev, F. Kruggel // Information Retrieval and Exploration in Large Medical Image Collections (VI-SIM-01/MICCAI-01). – Utrecht. The Netherlands, 2001. – P. 53–56.

2. Computer-aided image processing of angiogenic histological samples in ovarian cancer / M. Sprindzuk [et al.] // Journal of Clinical Medicine Research. – 2009. – Vol. 1, No. 5. – P. 249–261.

3. Ковалев, В.А. Картирование характеристик сверхбольших гистологических изображений раковой ткани / В.А. Ковалев, В.А. Левчук // Информатика. – 2012. – № 1(33). – С. 12–17.

4. A Method for Identification and Visualization of Histological Image Structures Relevant to the Cancer Patient Conditions / V. Kovalev [et al.] // Computer Analysis of Images and Patterns (CAIP-2011), LNCS. – Springer Verlag, 2011. – Vol. 6854(1). – P. 460–468.

5. A Biologically Inspired Algorithm for Microcalcification Cluster Detection / M.G. Linguraru [et al.] // Medical Image Analysis. – 2006. – Vol. 10, No 6. – P. 850–862.

6. Chang, P. Object recognition with color cooccurrence histograms / P. Chang, J. Krumm // CVPR'99. – Fort Collins. USA, 1999. – P. 498–504.

7. Colomi, A. Distributed Optimization by Ant Colonies / A. Colomi, M. Dorigo, V. Maniez-zo // Actes de la première conférence européenne sur la vie artificielle. – Paris, France : Elsevier Publishing, 1911. – P. 134–142.

8. Luckenhaus, M. A multi-agent based system for parallel image processing / M. Luckenhaus, W. Eckstein // SPIE Optical Sciences, Instrumentation Parallel and Distributed Methods for Image Processing I. – San Diego, CA, USA, 1997. – Vol. 3166. – P. 21–30.

9. Movaghati, S. An agent-based algorithm for forest fire detection / S. Movaghati, F. Samadzadegan, A. Azizi // ISPRS Congress Beijing. – 2008. – Vol. XXXVII, Part. B7. – P. 631–634.

10. Mahdjoub, J. A Multi-agent Approach for the Edge Detection in Image Processings / J. Mahdjoub [et al.] // Fourth European Workshop on Multi-Agent Systems (EUMAS'06). – Lisbon, Portugal, 2006.

11. Richard, N. Multi-agent Approach for Image Processing: A Case Study for MRI Human Brain Scans Interpretation / N. Richard, M. Dojat, C. Garbay // AIME. – Protaras. Cyprus, 2003. – P. 91–100.

12. A swarm-based system for object recognition / T. Mirzayans [et al.] // Neural Network World. – 2005. – Vol. 15. – P. 243–255.

13. Харалик, Р.М. Статистический и текстурный подход к описанию текстур / Р.М. Харалик // ТИИЭР. – 1979. – № 5. – С. 98–120.

14. Ковалев, В.А. Анализ текстуры трехмерных медицинских изображений / В.А. Ковалев. – Минск : Белорусская наука, 2008. – 263 с.

15. Ковалев, В.А. Влияние мер близости в пространстве признаков на качество поиска медицинских изображений по содержанию / В.А. Ковалев, А.А. Дмитрук // Информатика. – 2011. – № 2. – С. 5–11.

16. Radiological Findings of Extensively Drug-Resistant Pulmonary Tuberculosis in Non-AIDS Adults: Comparisons with Findings of Multidrug-Resistant and Drug-Sensitive Tuberculosis / J. Cha [et al.] // Korean Journal of Radiology. – 2009. – Vol. 10(3). – P. 207–216.

Поступила 12.07.2012

*Объединенный институт проблем
информатики НАН Беларуси,
Минск, Сурганова, 6
e-mail: vassili.kovalev@gmail.com
vitali.liauchuk@gmail.com*

V.A. Kovalev, V.A. Liauchuk

SEARCHING FOR STRUCTURAL DIFFERENCES IN TOMOGRAPHY IMAGE STRUCTURE BASED ON THE ACTIVE AGENTS APPROACH

An algorithm is proposed for searching structural differences in tomography image structure which is based on the active agents approach. The searching task is implemented using a technique of competition of two agent types, the searching agents and the seeking ones. Functioning of the multi-agent algorithm is illustrated on the problem of searching morphological regularities in CT images structure of lungs of patients suffering from tuberculosis. The efficiency is assessed on a large CT image database which includes results of CT examination of 111 patients with a total of about 10 000 axial image slices of 512x512 pixels in size.