

УДК 519. 688 : 519. 816 ; 681. 325. 5

Оптико-цифровая система для анализа препаратов крови / С. Э. Волкова, Н. Ю. Ильясова, С. В. Карпеев, Г. В. Уваров, А. В. Устинов, А. Г. Храмов // Научное приборостроение. — 1993. — Т. 3. — № 1: Дифракционная плоская оптика и обработка изображений. — С. 134—146.

Предложена оптико-цифровая система для ввода и анализа изображения препарата крови, позволяющая автоматизировать процесс обработки данных общего анализа крови. Рассмотрены новые цифровые методы улучшения качества введенного изображения, подсчета и классификации микрочастиц. Предлагается набор инвариантных к геометрическим искажениям признаков изображения частиц, эффективных для построения алгоритмов классификации. Дается обзор самоорганизующихся алгоритмов кластеризации. Приводятся экспериментальные результаты кластеризации натурального изображения лейкоцитов крови, а также основных этапов предварительной обработки изображения препарата крови для задачи подсчета микрочастиц и задачи распознавания. Библ. 4 назв. Ил. 6.

С. Э. Волкова, Н. Ю. Ильясова

(Самарский филиал ЦКБ уникального приборостроения РАН)

С. В. Карпеев, Г. В. Уваров

(Самарский государственный аэрокосмический университет)

А. В. Устинов, А. Г. Храмов

(Самарский филиал ЦКБ уникального приборостроения РАН)

ОПТИКО-ЦИФРОВАЯ СИСТЕМА ДЛЯ АНАЛИЗА ПРЕПАРАТОВ КРОВИ

An optical-digital system has been developed that is designed to enter into computer and analyze the blood particle images and allows the procedure of general blood analysis to be automated. Digital methods aimed at improving the entered image quality, the counting and classification of blood corpuscles have been discussed. A set of the particle image features has been proposed which is invariant with respect to geometrical distortions and appears effective for the purpose of classification algorithm construction.

Постановка задачи

В настоящее время большинство лечебных учреждений страны используют ручные методики определения количества форменных элементов крови ввиду отсутствия автоматизированных приборов отечественного производства. Лишь в редких случаях клинические лаборатории оснащены импортными гематологическими анализаторами, в основном это счетчики венгерского производства "Лабрскель" и "Пикаскель", основанные на капиллярном принципе. Гематологические анализаторы более высокого уровня (фирмы NOVA, TECHNICON), осуществляющие кроме подсчета частиц их классификацию, малодоступны вследствие высокой стоимости. Основным отличием данного прибора является то, что обработка основана на анализе изображений форменных элементов крови. Прибор действует подобно человеку, осуществляющему визуально подсчет частиц под микроскопом. Система приспособлена для работы со стандартными гематологическими препаратами. Основное преимущество такого подхода — универсальность прибора, параллельность обработки, возможность интерактивного режима.

Описание экспериментальной установки

Установка (рис. 1) предназначена для ввода двумерного изображения, содержащего форменные элементы крови, в ЭВМ при помощи телевизионной камеры.

Плоский исследуемый объект 4 (см. рис.1) располагается на подвижном столике 5. Перемещение столика 5 по координате x проводится вручную при помощи винтового механизма, а по координате y — при помощи управляемого от ЭВМ исполнительного следящего электропривода. Освещение объекта 4

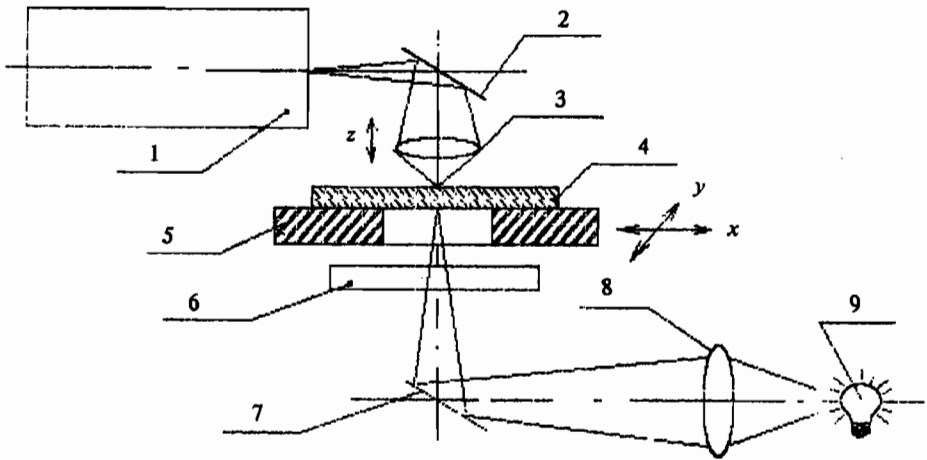


Рис. 1. Оптическая схема установки.
Объяснение в тексте.

осуществляется лампой накаливания 9 через коллиматор 8 и фильтр 6. Изображение объекта 4 при помощи микрообъектива 3 проецируется в необходимом масштабе на фотоприемную плоскость видикона телевизионной камеры 1. Поскольку исследуемый препарат в связи с его спецификой (частицы, плавающие в жидкости) должен располагаться горизонтально, для уменьшения вертикальных размеров установки на пути освещающего светового потока и на пути проецирования изображения объекта установлены зеркала 7 и 2. Для фокусировки изображения на видиконе предусмотрено специальное устройство для микроперемещений микрообъектива 3 в направлении координаты z.

Следящий электропривод, предназначенный для перемещения столика по координате y, выполнен на основе двухфазного асинхронного исполнительного микроэлектродвигателя типа ДНД-0,5. Электрическая структурная схема электропривода приведена на рис. 2.

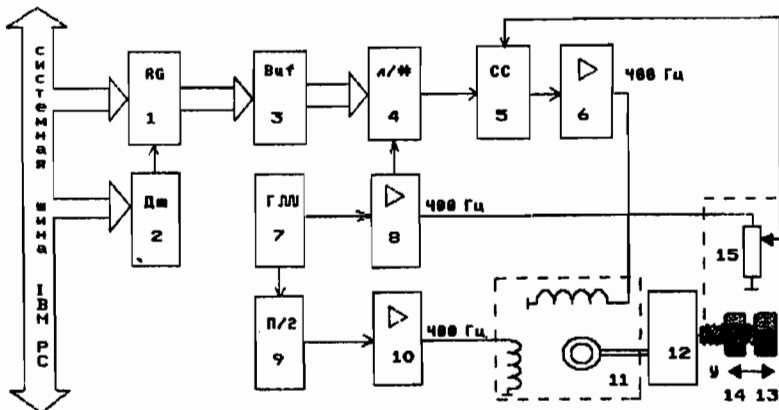


Рис. 2. Электрическая структурная схема электропривода.
Объяснение в тексте.

Информация о положении столика по координате y в цифровом коде выставляется на системной шине ЭВМ. По сигналу от дешифратора команд 2 эта информация заносится в регистр 1 и через буферный регистр 3 поступает на вход цифро-аналогового преобразователя 4. В качестве опорного напряжения используется переменное напряжение, поступающее через усилитель 8 с генератора 7, вырабатывающего переменное напряжение с частотой 400 Гц. С этого же генератора переменное напряжение через фазосдвигающее устройство 9 и усилитель 10 поступает на одну из обмоток асинхронного исполнительного электродвигателя 11. Вторая обмотка через усилитель 6 и схему сравнения 5 запитывается промодулированной входной информацией в цифро-аналоговом преобразователе 4 переменным напряжением от генератора. Схема сравнения 5 сравнивает по фазе и амплитуде напряжения, поступающие от цифро-аналогового преобразователя и с движка потенциометра 15, который запитывается переменным напряжением с частотой 400 Гц через усилитель 8. Вал движка потенциометра 15 механически соединен с выходным валом редуктора 12, который обеспечивает вращательное движение ходового винта 13. Ходовая гайка 14 механически крепится на подвижном столике, обеспечивает следящий режим электропривода, когда автоматически обрабатывается перемещение столика в соответствии с входным кодом.

Предварительная обработка изображений

Изображение препарата крови, введенное в ПК, является полутоновым (имеет 256 градаций яркости) и содержит лишнюю информацию, которая затрудняет процесс подсчета и классификации микрочастиц. Кроме того, в процессе ввода изображения в ПК происходит наложение шума. Повысить качество введенного изображения, удалить шум и преобразовать изображение из полутонового в бинарное (двухградационное) позволяют наборы методов предварительной обработки. Для каждого класса форменных частиц (эритроциты и лейкоциты) разработан свой набор методов предварительной обработки.

Предварительная обработка изображения препарата крови, содержащего эритроциты (рис. 3,а) состоит из следующих этапов:

- 1) удаление импульсного и аддитивного шумов,
- 2) выравнивание яркости изображения,
- 3) пороговая обработка,
- 4) ранговая фильтрация.

Для подавления аддитивного и импульсного шумов на изображении используется линейный сглаживающий фильтр. Данный фильтр представляет собой "окно", охватывающее нечетное число отсчетов изображения. Центральный отсчет заменяется средним значением всех элементов изображения, попавших в "окно". Результат работы программы, реализующей данный фильтр с "окном" 3×3 , представлен на рис. 3, б.

Недостаточная контрастность и неравномерное распределение яркости по полю изображения является существенной помехой для обнаружения частиц. Разработанный и реализованный метод позволяет избавиться от этих недостатков. Исходное изображение сканируется "окном" произвольного размера. Внутри "окна" производится линейное преобразование яркости, которое приводит диапазон яркостей поля изображения к диапазону $[0; 255]$.

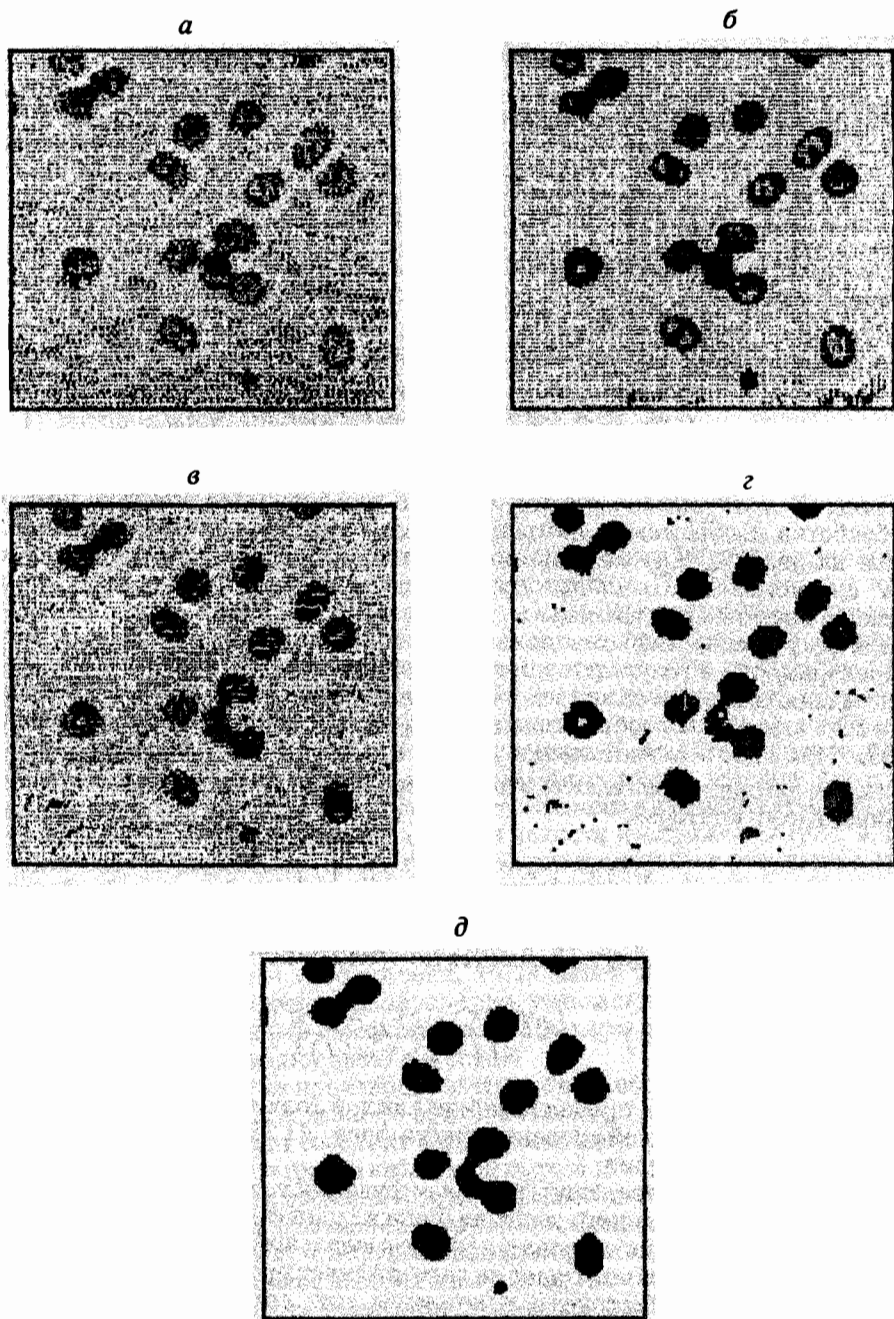


Рис. 3. Результаты этапов предварительной обработки изображения препарата крови, содержащего эритроциты.
a — исходное изображение, *б* — результат работы сглаживающего фильтра, *в* — результат выравнивания яркости по полю изображения, *г* — графический препарат, *д* — результат ранговой фильтрации.

Пусть X — текущее значение яркости в центре "окна"; X_{\min} , X_{\max} — минимальное и максимальное значения яркости на изображении. Новое значение в центре "окна" X' вычисляется из пропорции

$$\frac{X - X_{\min}}{X_{\max} - X_{\min}} = \frac{X'}{255}.$$

Для снижения зависимости от шумов X_{\min} и X_{\max} считаются не по определению минимума и максимума, а по статистическим характеристикам.

Пусть \bar{X} — средняя яркость в "окне", σ^2 — дисперсия яркости в "окне", a , b — некоторые коэффициенты, $a > 0$, $b > 0$. Тогда

$$X_{\min} = \bar{X} - a\sigma, \quad X_{\max} = \bar{X} + b\sigma.$$

Из теории вероятности следует, что a и b лежат в пределах $2,5 \div 3,0$. Величины \bar{X} и σ^2 вычисляются с помощью усредняющего фильтра. Результат обработки изображения программой, реализующей данный метод, представлен на рис.3, а. Для получения удовлетворительного результата размер "окна" следует выбирать таким образом, чтобы в любом положении "окно" содержало хотя бы одну частицу.

Для сокращения информационной избыточности полутоновое изображение преобразуется в результате пороговой обработки в графический препарат (двухградационное изображение). Пороговая обработка заключается в разделении всех элементов изображения на два класса (объект и фон) по признаку яркости. При этом основной вопрос состоит в выборе порога. В данной системе реализован алгоритм автоматического выбора оптимального порога t^* по дискриминантному критерию

$$\sigma^2(t^*) = \max_{0 \leq t \leq 255} \sigma^2(t),$$

критериальная функция рассчитывается по уравнению

$$\sigma^2(t) = \frac{[\mu(255)\omega(t) - \mu(t)]^2}{\omega(t)[1 - \omega(t)]},$$

где $\omega(t)$ — вероятность принадлежности каждой точки изображения объекту или фону, $\mu(t)$ — средний уровень яркости фона, $\mu(255)$ — средний уровень яркости всего изображения.

В большинстве случаев критериальная функция унимодальна, что обеспечивает наличие единственного решения. Если же площади объекта и фона резко различаются, то функция становится мультимодальной и выбранный как глобальный максимум функции порог не соответствует правильному порогу. Поэтому алгоритм предусматривает нахождение всех локальных максимумов и выбор наилучшего из них. Графический препарат, полученный в результате пороговой обработки полутонового изображения, представлен на рис. 3, з.

Для удаления мелких шумовых вкраплений на полученном графическом препарате применяется ранговый фильтр. Исходное изображение сканируется "окном" размером $M \cdot N$. Центральная точка "окна" считается текущей. В стандартном ранговом фильтре строится вариационный ряд и вычисляется

элемент вариационного ряда с заданным рангом R . Эта процедура требует значительных затрат машинного времени, поэтому для бинарных изображений использован другой подход.

Предположим, что яркость принимает значения 0 и 1 и нумерация рангов начинается с единицы. Суммируя отсчеты, попадающие в "окно", получаем величину S . Если выполняется выражение $R \geq M \cdot N - S$, то центральному отсчету присваивается значение 1, в противном случае — 0. Такой алгоритм эквивалентен выбору из вариационного ряда. Результат предварительной обработки изображения препарата крови, содержащего эритроциты, представлен на рис. 3, д.

Предварительная обработка изображения препарата крови, содержащего лейкоциты, определяется спецификой мазка, содержащего лейкоциты (рис. 4, а). Ядра лейкоцитов находятся на фоне эритроцитов. Предварительная обработка заключается в выполнении следующих процедур:

- 1) выравнивание яркости по полю изображения,
- 2) преобразование контраста изображения,
- 3) пороговая обработка,
- 4) ранговая фильтрация,
- 5) удаление шумовых фрагментов.

Выравнивание яркости проводится для компенсации неравномерности освещения препарата крови при вводе изображения в ПК. Разработан метод выравнивания яркости, который позволяет не менять контраст между объектом и фоном в его окрестности. Это свойство важно для изображения препарата крови, содержащего лейкоциты, так как темные ядра лейкоцитов находятся на фоне, образованном более светлыми эритроцитами. Данный метод заключается в разбивке изображения на квадраты, размер которых определяется размером объекта. Предполагается, что внутри квадрата яркость приблизительно постоянна. Вычисляются средняя яркость изображения и средние яркости в каждом квадрате. Выравнивание яркости изображения производится приведением средней яркости в квадрате к средней яркости изображения (рис. 4, б).

Для получения качественного графического препарата в результате пороговой обработки необходимо уменьшить контраст между фоном и эритроцитами. Для решения этой задачи разработан специальный алгоритм. Производится поэлементная обработка изображения (рис. 4, в): если яркость текущей точки больше средней яркости изображения, то за новое значение яркости точки принимается среднее значение изображения, умноженное на некоторый экспериментально подобранный коэффициент (в данном случае он равен 0,95). Остальные точки сохраняют свою яркость.

Пороговая обработка производится тем же способом, что и для изображения препарата крови, содержащего эритроциты (см. (1), рис. 4, г).

Графический препарат содержит изображение ядер лейкоцитов и шум. После проведения ранговой фильтрации небольшой маской (5×5 и рангом 11) очертания объектов становятся более гладкими, удаляется мелкий шум (рис. 4, д). Однако часть более крупных шумовых фрагментов сохраняется. Специальная обработка изображения позволяет стирать шум, а крупные объекты при этом остаются без изменения (рис. 4, е). Двухградационное изображение сканируется "окном" (использовалось "окно" размером 7×7). Анализируются точки на границе "окна". Если имеется на границе точка, принадлежащая объекту, то изображение внутри "окна" не изменяется. В противном случае все точки внутри "окна" считаются принадлежащими фону. Размер "окна" должен лежать в пределах между минимальным размером объекта и максимальным размером шумового фрагмента.

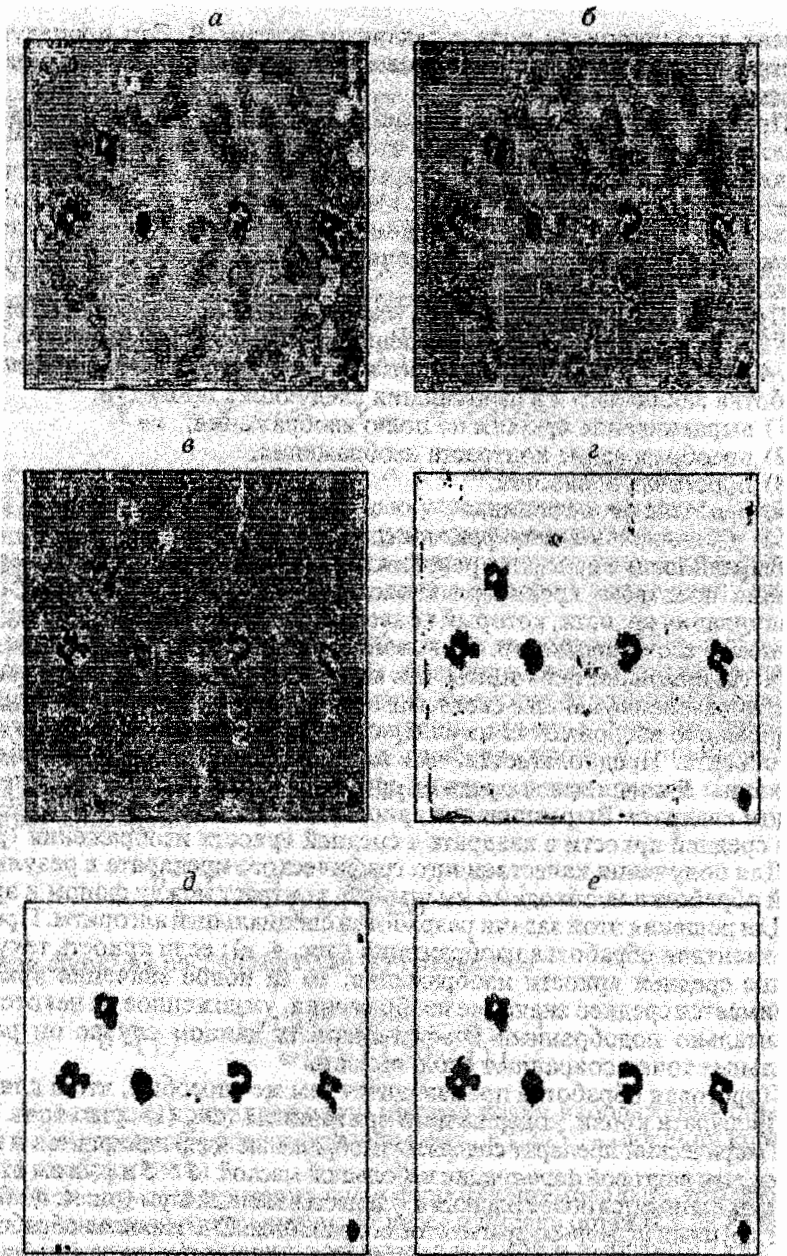


Рис. 4. Результаты этапов предварительной обработки изображения препарата крови, содержащего лейкоциты.

a — исходное изображение, *б* — блочное выравнивание яркости, *в* — результат поэлементной обработки изображения, приводящее к уменьшению контраста между эритроцитами и фоном, *г* — графический препарат, *д* — результат ранговой фильтрации, *е* — удаление крупных шумовых фрагментов на изображении.

Сегментация бинарных изображений и вычисление геометрических характеристик микрочастиц

Выделение микрочастиц на графическом препарате, расчет их геометрических характеристик осуществляется программой сегментации бинарного изображения. Изображение сканируется "окном" 3×3 . Центральная точка "окна" считается текущей. Для каждой текущей точки проводится анализ:

1. Точка принадлежит фону. Переход к следующей точке.
2. Точка принадлежит объекту. Для нее возможны три случая: 1) точка принадлежит новому объекту; 2) точка принадлежит уже идентифицированному объекту, пересчет параметров; 3) "конфликтная" ситуация — "соседями" текущей точки оказались точки, принадлежащие разным объектам, два объекта объединяются в один.

В результате сегментации получаем количество выделенных объектов, для каждого из которых вычислен набор геометрических параметров: минимальные и максимальные координаты по вертикали и по горизонтали, площадь, четырех- и восьмисвязные периметры и т.п. Подсчет количества лейкоцитов на изображении, полученном в результате предварительной обработки, осуществляется автоматически с помощью сегментации.

Специфика изображения препарата крови, содержащего эритроциты, состоит в том, что оно содержит как одиночные, так и слившиеся форменные частицы. Кроме того, на бинарном изображении препарата крови имеются мелкие шумовые включения. Отделение слившихся форменных частиц от одиночных и мелкого шума осуществляется в диалоговом режиме в результате визуального анализа распределения площадей микрочастиц. Графический интерфейс пользователя представлен на рис. 5.

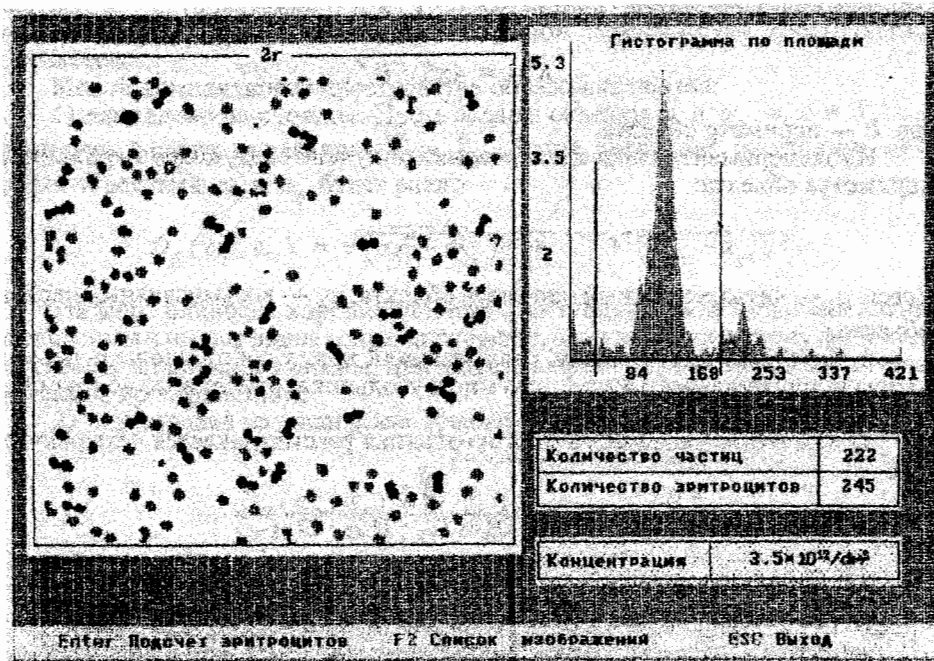


Рис. 5. Диалоговая система для определения концентрации эритроцитов.

Классификация ядер лейкоцитов

Нахождение лейкоформулы требует распознавания ядер лейкоцитов, имеющих различную геометрическую форму: лимфоциты, сегментоядерные лейкоциты, моноциты, эозинофилы, базофилы. Разработана автоматизированная система распознавания, которая включает в себя:

1) построение геометрических признаков объектов, инвариантных к различным геометрическим искажениям [1];

2) кластерный анализ пространств признаков.

Экспериментальным образом установлен набор признаков, дающий хорошие результаты классификации объектов:

1. Коэффициент аспекта — параметр, с помощью которого можно судить о вытянутости объекта. Он связывает между собой минимальную и максимальную проекции объекта на оси координат и на оси, повернутые относительно их на 45°

$$K_a = \frac{\min(D_x, D_y, D_{45}, D_{45-})}{\max(D_x, D_y, D_{45}, D_{45-})},$$

где с учетом дискретизации изображения $D_x = \max(x) - \min(x) + 1$, $D_y = \max(y) - \min(y) + 1$, $D_{45} = \lceil \max(x+y) - \min(x+y) + 2 \rceil / \sqrt{2}$, $D_{45-} = \lceil \max(x-y) - \min(x-y) + 2 \rceil / \sqrt{2}$.

2. Коэффициент формы — параметр, служащий для оценки "извилистости" объекта; связывает между собой две величины: площадь объекта и его периметр. Параметр характеризует отношение площади объекта к площади, максимальной в заданном периметре

$$K_\phi = 4\pi S / P^2,$$

где P — периметр объекта.

Из экспериментальных исследований получено следующее выражение для периметра объекта:

$$P = \sqrt{p_4 \cdot p_8}.$$

Здесь p_4 — четырехсвязный периметр объекта, p_8 — восьмисвязный периметр объекта.

3. Коэффициент площади, связывающий между собой площадь объекта и площадь минимального выпуклого многоугольника, описанного вокруг объекта.

а) в качестве указанного многоугольника рассматривается четырехугольник

$$K_{s1} = \frac{S}{\min(D_x \cdot D_y; D_{45} \cdot D_{45-})},$$

где S — площадь объекта;

б) в качестве многоугольника рассматривается восьмиугольник

$$K_{s_2} = \frac{S}{D_x D_y - (S_1^2 + S_2^2 + S_3^2 + S_4^2)}.$$

Здесь с учетом дискретизации изображения

$$S_1 = [\max(y) - \min(x) + \min(x-y) + 1] / \sqrt{2},$$

$$S_2 = [\max(x) + \max(y) - \max(x+y) + 1] / \sqrt{2},$$

$$S_3 = [\max(x) - \min(y) - \max(x-y) - 1] / \sqrt{2},$$

$$S_4 = [\min(x+y) - \min(x) - \min(y) - 1] / \sqrt{2}.$$

Наличие таких признаков позволяет идентифицировать объект на изображении независимо от его местоположения, размера и ориентации.

Разработанная система является самообучающейся, характеризуемой минимальным количеством первоначальной информации о распознаваемых объектах, достаточной лишь для построения пространства признаков объектов. Система не получает указания о том, к какому классу объекты исходной совокупности могут принадлежать. Эти указания заменяются набором правил, в соответствии с которыми на стадии самообучения система сама вырабатывает свою классификацию, которая может отличаться от естественной, и в дальнейшем ее придерживаться. Полученные в результате разбиения классы называются кластерами, а разработанные и реализованные методы их нахождения — кластер-анализаторами. Кластерный анализатор включает в себя алгоритмы автоматической кластеризации, в основу которых положена гипотеза о компактности, т.е. требование о том, чтобы объекты, отнесенные к соответствующим кластерам, располагались в заданном признаковом пространстве D компактно.

Мерой компактности пространства образов являются:

1) евклидово расстояние. Пусть заданы объекты ω_p и ω_q , $p, q = 1, \dots, m$, значениями своих признаков \bar{X}_p и \bar{X}_q . Тогда евклидово расстояние между двумя объектами ω_p и ω_q будет равно

$$D_E(\omega_p, \omega_q) = \sqrt{(x_{p1} - x_{q1})^2 + \dots + (x_{pn} - x_{qn})^2}.$$

Эта мера близости хорошо работает в ситуации, когда признаки взаимно независимы и имеют одинаковую дисперсию, однородны по своему физическому смыслу и одинаково важны, признаковое пространство совпадает с геометрическим пространством;

2) нормировка на дисперсию признака

$$D_N(\omega_p, \omega_q) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_{pi} - x_{qi})^2 / \hat{\sigma}_i^2}.$$

В данном варианте признаки имеют различную дисперсию — $\hat{\sigma}_i^2$.

В качестве мер близости между формируемыми кластерами Ω_i и Ω_d используется расстояние, измеряемое по "центрам тяжести" кластеров

$$D(\Omega_l, \Omega_d) = D(\bar{Z}_l, \bar{Z}_d), \quad l, d = 1, \dots, k.$$

Здесь \bar{Z}_i — центр i -го кластера, эталон

$$\bar{Z}_i = \frac{1}{N} \sum_{\bar{X} \in S_i} \bar{X},$$

где N — число выборочных образов, входящих в кластер S_i .

При разработке системы использовались два подхода — эвристический, в основе которого лежит интуиция и опыт, и подход, основанный на минимизации выбранного показателя качества

$$J = \sum_{j=1}^{N_c} \sum_{\bar{X} \in S_j} \|\bar{X} - \bar{m}_j\|^2,$$

где N_c — число кластеров, S_j — множество образов, относящихся к j -му кластеру, а

$$\bar{m}_j = \frac{1}{N_j} \sum_{\bar{X} \in S_j} \bar{X} —$$

вектор выборочных средних значений для множества S_j , N_j характеризует количество образов, входящих во множество S_j . Данный показатель качества определяет общую сумму квадратов отклонений характеристик всех образов, входящих в некоторый кластер.

В построенной системе может использоваться предварительная обработка данных, которая производится с помощью алгоритма Максимиана [2], целью которого является предварительная оценка количества кластеров и поиск представительных его элементов с учетом данной оценки, что может улучшить работу системы в целом. В основе системы лежит итерационная самоорганизующаяся система автоматической кластеризации.

Система представляет собой определенную гибкую последовательность операций [4]. Их итеративное выполнение приводит к тому, что основные элементы классификации вырабатываются непосредственно в процессе работы. В частности, это относится и к числу ядер, количество которых априори может быть не установлено. Ядрами кластеров служат выборочные средние, определяемые итеративно. Алгоритм обладает обширным набором вспомогательных эвристических процедур, встроенных в схему итерации, определяющих оценки всех характеристик полученных на каждой итерации кластеров и производящих автоматическую настройку основных порогов процесса кластеризации, таких, как

Q_s — параметр, характеризующий предельное рассеяние точек пространства признаков найденных кластеров относительно их ядер. Определяется дисперсией, соответствующей наибольшему скачку вариационного ряда максимальных среднеквадратических отклонений признаков кластеров;

Q_c — параметр, характеризующий компактность кластера. Определяется минимальной дистанцией между ядрами скорректированных на соответствующую итерации кластеров.

Основными характеристиками кластеров на каждом шаге итерационного процесса кластеризации являются:

1) среднее квадратическое отклонение вектора признаков в соответствующем кластере

$$\bar{\sigma}_j = (\sigma_{1j}, \sigma_{2j}, \sigma_{3j}, \dots, \sigma_{nj})^T,$$

где n — размерность вектора признаков объекта;

$$\sigma_{ij} = \frac{1}{N_j} \cdot \sum_{\bar{x} \in S_j} (x_{ik} - z_{ij})^2, \quad j = 1, 2, \dots, N_c;$$

$$i = 1, 2, \dots, n;$$

где x_{ik} — i -я компонента вектора признаков k -го объекта в кластере S_j ; z_{ij} — i -я компонента вектора признаков центра j -го кластера; N_j — количество выборочных образов, включенных в кластер S_j ; N_c — количество кластеров в пространстве признаков.

Каждая компонента вектора $\bar{\sigma}_j$ характеризует среднее квадратическое отклонение образа в подмножестве S_j по одной из главных осей координат пространства признаков.

2) расстояние между соответствующими парами центров кластеров

$$D_{ij} = \|\bar{z}_i - \bar{z}_j\|, \quad i = 1, 2, 3, \dots, N_c - 1; \quad j = i + 1, \dots, N_c;$$

3) среднее расстояние между объектами, входящими в кластер S_j , и соответствующим центром кластера

$$\bar{D}_j = \frac{1}{N_j} \sum_{\bar{x} \in S_j} \|\bar{x} - \bar{z}_j\|, \quad j = 1, 2, \dots, N_c;$$

4) обобщенное среднее расстояние между объектами, находящимися в отдельных кластерах, и соответствующими центрами кластеров

$$\bar{D} = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^{N_c} N_j \cdot \bar{D}_j.$$

На рис. 6 приведен результат работы системы распознавания на натурном изображении (см. рис. 4, а) [3], где раскраска объектов производится различными цветами в зависимости от принадлежности к соответствующему классу. Время автоматической кластеризации вместе с предварительной обработкой составляет около 50 с (IBM PC AT, 80286/287, 12 МГц).

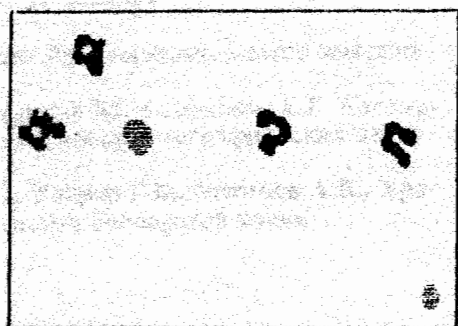


Рис. 6. Распознавание ядер лейкоцитов.

Таким образом, создана оптико-цифровая система, позволяющая автоматизировать процесс обработки данных общего анализа крови. Разработанная и собранная в виде макета оптико-механическая часть системы позволяет осуществлять выбор фрагмента препарата, содержащего форменные элементы, и ввод изображения этого фрагмента в ПК. Исследуемые препараты могут быть как сухими (в виде мазка), так и в жидкой фазе в стандартной гематологической камере (например, в камере Горяева). Разработаны и реализованы алгоритмы обработки получаемых изображений, позволяющие повысить их качество с целью повышения достоверности результатов дальнейшего анализа. Анализ изображений может проводиться как с целью подсчета количества форменных элементов на изображении (для определения концентрации эритроцитов и лейкоцитов), так и с целью классификации различных форменных элементов с дальнейшим подсчетом количества элементов каждого класса. Созданная система достаточно проста в эксплуатации, имеет минимальные габариты и массу, сравнимые с обычным микроскопом, и обеспечивает выдачу результатов анализа крови в течение 1:1,5 минуты.

ЛИТЕРАТУРА

1. Анисимов Б. В., Курганов В. Д., Злобин В. К. Распознавание и цифровая обработка изображений. М., 1983.
2. Фор А. Восприятие и распознавание образов. М., 1989.
3. Simpson E., Ross D.W., Kocher W.D. Atlas of Automated Cytochemical Hematology. Technicon Instruments Corporation, 1988.
4. Ильясова Н. Ю., Устинов А.В., Храмов А.Г. Алгоритмы автоматической кластеризации изображений микрочастиц // Компьютерная оптика, 1993. Вып. 13. С. 39—46.

Статья поступила 25.01.93.