

УДК 004.032.26

Лагунов Никита Алексеевич, Мезенцева Оксана Станиславовна

## ВЛИЯНИЕ ПРЕДОБРАБОТКИ ИЗОБРАЖЕНИЙ НА КАЧЕСТВО ОБУЧЕНИЯ НЕЙРОННОЙ СЕТИ ДЛЯ ИХ РАСПОЗНАВАНИЯ

*В статье анализируются методы создания и этапы предобработки изображений для обучающих выборок нейронных сетей и их влияние на качество обучения.*

**Ключевые слова:** нейронные сети, обучающие выборки, распознавание, обработка изображений, обучение, эластичные деформации, аффинные преобразования, фильтрация.

**Lagunov Nikita A., Mezentseva Oksana S.**

### IMPACT OF IMAGE PRE-PROCESSING ON QUALITY OF TRAINING NEURAL NETWORK FOR RECOGNITION

*The article offers a view on the methods for developing, and the stages of pre-processing images for training sampling in neural networks, as well as their impact on the quality of training.*

**Key words:** neural networks, training sampling, recognition, image pro-cessing, training, elastic deformation, affine transformation, filtration.

Процесс формирования и настройки обучающей выборки для задачи распознавания визуальных объектов нейронными сетями может включать в себя следующие этапы: выбор источника данных для обучения и способа создания обучающих изображений, сжатие изображений до требуемого размера, перевод изображения в оттенки серого, нормализацию, настройку параметров изображений, применение фильтров и наложение шума. Порядок этих этапов не является фиксированным и обязательным для выполнения, многие пункты могут быть опущены, а другие, напротив, многократно повторены в пределах создания и подготовки одного обучающего множества.

Стандартная предобработка данных включает в себя сжатие изображения с применением билинейной интерполяции, перевод изображения в оттенки серого и нормализацию для повышения репрезентативности и полезности данных, содержащихся в обучающей выборке (рис. 1).



Рис. 1. Предобработка данных обучающей выборки

В статье рассмотрены вопросы выбора способа формирования обучающего множества для задачи визуального распознавания образов, влияния типа фона изображений на качество обучения, использование фильтров и расширение выборки за счет деформации обучающих примеров.

Влияние способов формирования обучающих выборок на качество обучения нейронной сети. Большой интерес и первостепенное значение имеют способы создания обучающих выборок, то есть то, как формируется массив изображений, и какие методы автоматизации при этом используются. В случае с визуальными выборками можно выделить три основных способа формирования обучающей выборки: ручное формирование массива изображений, генерация примеров с помощью 3D-изображений и коллекции фонов, наложение фотографий реальных объектов на фоновые изображения (табл. 1).

Таблица 1

### Способы создания обучающей выборки

| Тип | Объекты                                                     | Фоны                                                                          |
|-----|-------------------------------------------------------------|-------------------------------------------------------------------------------|
| I   | Полуавтоматическое создание снимков физического объекта     | Видеоряд, идущий на заднем плане, вносящий разнообразие в изображения выборки |
| II  | Рендеринг 3D-моделей под разными углами                     | Коллекция сгенерированных фонов                                               |
| III | Выделенные из снимков физических объектов части изображений | Коллекция сцен реального мира разной степени сложности                        |

Для проведения эксперимента были созданы три различные выборки, а также тестовое множество изображений. В каждом случае тестовый материал был одним и тем же и содержал фотографии объектов, сделанные в реальных условиях (рис. 2). Количество паттернов в каждой обучающей выборке для каждого класса предметов, а также общее количество примеров были одинаковыми.



Рис. 2. Пять основных классов предметов: «яблоко», «чашка», «лимон», «бокал», «книга», – использованных для создания обучающей выборки

Результаты эксперимента показали, что наименьшее качество обучения достигается при использовании первого типа выборок, использование синтезирующего подхода приносит ощутимую прибавку в количестве правильно распознанных примеров по сравнению с первым подходом, но наилучшую степень распознавания нейронная сеть демонстрирует при применении в качестве обучающего множества выборки третьего типа. Результаты для выборок из 150 и 300 примеров подтвердили соотношения, полученные в первом эксперименте (рис. 3).

|     | I  | II | III |
|-----|----|----|-----|
| 150 | 72 | 78 | 45  |
| 300 | 79 | 85 | 56  |
| 600 | 81 | 83 | 48  |

Рис. 3. Результаты эксперимента для выборок, содержащих 150/300/600 изображений, для способов  
I использование 3D-моделирования II составления изображений из фонов и снимков объектов  
III ручного создания выборки

На рис. 4 показана динамика корректного распознавания выборок, созданных различными способами, для двух и пяти категорий объектов. Процент правильно распознанных образов в задаче классификации по двум классам превосходит аналогичный параметр распознавания пяти категорий, потому что эта задача является более простой и базовой, но общее соотношение для различных подходов не изменяется.

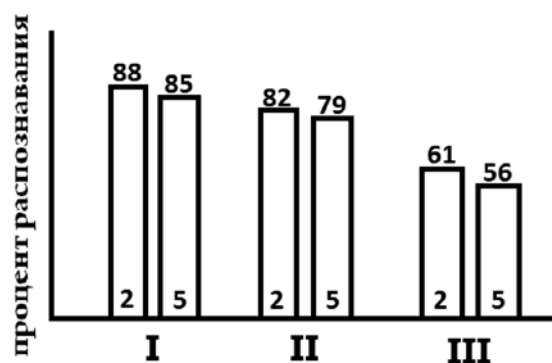


Рис. 4. Сравнение результатов распознавания для случаев двух и пяти классов объектов: I – метод наложения фотографий на фоны, II метод – использования 3d-моделей объектов, III – ручное создание вы-борки

Влияние типа фонов на качество обучения нейронной сети. Важной составляющей формирования обучающей выборки изображений для нейронных сетей является влияние характера фона, на который будут накладываться изображения предметов, на качество обучения. В данном эксперименте использовались простой однотонный белый фон, изображения с фазовыми преобразованиями, белый шум и целые сцены (рис. 5).

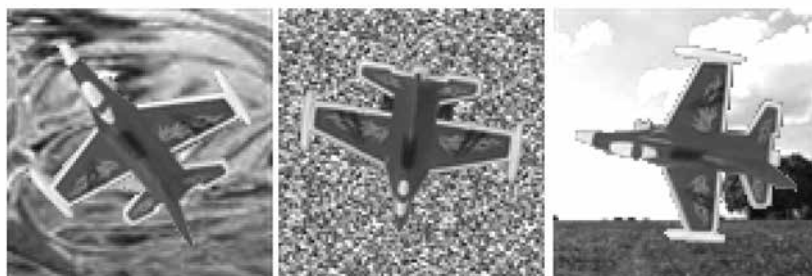


Рис. 5. Примеры изображений с разными типами фонов

Для тестирования применимости разных типов фонов была выбрана задача классификации по двум категориям, с автомобилем и самолетом в качестве классов объектов для распознавания. Это довольно простая, но в то же время наглядная задача, которая хорошо подходит для тестирования специфических параметров.

Эксперименты со стандартными параметрами показывали примерно одинаковый процент корректно распознанных примеров для разных типов фонов, поэтому было принято решение усложнить задачу, и проверить влияние характера используемых фонов на качество обучения в условиях вариативности различных параметров изображения. Оптимальным является размер объектов равный 80–85 % от размера всего изображения, а добавление в обучающую выборку примеров с различными линейными размерами объектов, а также со сдвигом изображения относительно центра приводит к усложнению задачи распознавания [1]. Результаты приведены на рис. 6.

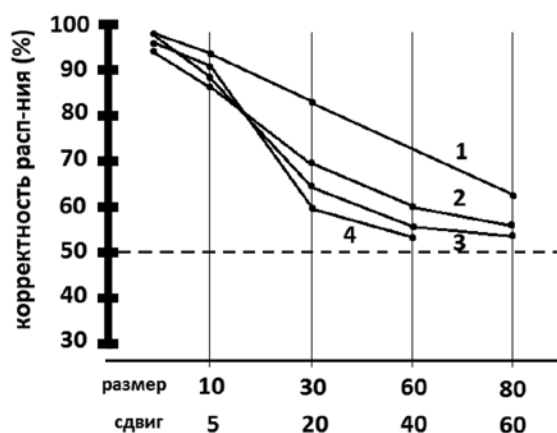


Рис. 6. Кривая корректности распознавания для разных типов фонов:  
1) сцены реального мира; 2) белый шум; 3) нулевой фон; 4) фон с фазовыми преобразованиями

Таким образом, наилучшую степень распознавания сеть продемонстрировала на выборке с реальными сценами. Белый фон хотя и имеет хорошие показатели на задачах с малой вариативностью, но при увеличении сложности задачи приводит к ухудшению качества обучения и распознавания. Изображения с фазовыми преобразованиями дали крайне нестабильные и неудовлетворительные результаты. Использование белого шума является хорошей альтернативой сложным фонам на основе реальных сцен.

Фильтрация изображений как этап их предобработки. Фильтры Гаусса и Габора часто используются в системах распознавания для выделения локальных свойств изображений. Целью данного исследования было проверить, возможно ли, применение различных типов фильтров как одного из этапов создания обучающей выборки. Во время проведения эксперимента исследованию подверглись фильтр Габора, фильтр выделения краев (canny edge detection), фильтр Гауссова размытия, медианный фильтр и фильтр увеличения четкости (табл. 2).

Таблица 2

### Описание фильтров

| Тип фильтра                | Описание                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                              |
|----------------------------|-----------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| Фильтр Габора              | <p>Математически двумерный фильтр Габора можно описать следующей формулой.</p> $G(x, y) = K \cdot \exp\left(-\frac{1}{2}\left(\frac{x^2}{a^2} + \frac{y^2}{b^2}\right)\right).$ <p>Если принять интенсивность изображения в конкретной точке за <math>I(x, y)</math>, а функцию Габора обозначить за <math>G(i, j)</math>, то интенсивность нового изображения можно рассчитать по формуле:</p> $I'(x, y) = \frac{1}{n^2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n I\left(x - \frac{n}{2} + i, y - \frac{n}{2} + j\right) * G(i, j)$ |
| Фильтр увеличения четкости | <p>Относится к типу матричных фильтров, использующих матрицу свертки для обработки изображения. При этом матрица свертки имеет вид, показанный на рисунке.</p> $\begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ -1 & 9 & -1 \\ -1 & -1 & -1 \end{bmatrix}.$                                                                                                                                                                                                                                                                           |

| Тип фильтра               | Описание                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                               |
|---------------------------|--------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| Фильтр выделения границ   | <p>Алгоритм обработки изображения с помощью данного фильтра включает в себя следующие этапы:</p> <ol style="list-style-type: none"> <li>1. Сглаживание с целью удаления шума, с использованием фильтр вида: <math display="block">M = \frac{1}{159} \begin{bmatrix} 2 &amp; 4 &amp; 5 &amp; 4 &amp; 2 \\ 4 &amp; 9 &amp; 12 &amp; 9 &amp; 4 \\ 5 &amp; 12 &amp; 15 &amp; 12 &amp; 5 \\ 4 &amp; 9 &amp; 12 &amp; 9 &amp; 4 \\ 2 &amp; 4 &amp; 5 &amp; 4 &amp; 2 \end{bmatrix} * V.</math> </li> <li>2. Поиск градиентов по четырем направлениям с использованием четырех различных фильтров под углами 0, 45, 90 и 135 градусов.</li> <li>3. Подавление немаксимумов.</li> <li>4. Пороговая фильтрация и трассировка области неоднозначности. Выделение потенциальных границ с помощью порогов, объединение связанных границ, а также удаление всех краев, не относящихся к сильным границам</li> </ol> |
| Фильтр размытия по Гауссу | <p>Вид импульсных фильтров с нормальным (Гауссовым) рас-пределением, использующийся для размытия изображений. Двумерный фильтр Гаусса описывается формулой:</p> $G(u, v) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-(u^2 + v^2)/(2\sigma^2)},$ <p>где <math>u</math> и <math>v</math> – переменные, отражающие радиус размытия для двух измерений (<math>u^2 + v^2 = r^2</math>), а <math>\sigma</math> – коэффициент стандартного отклонения распределения по Гауссу</p>                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                            |
| Медианный фильтр          | <p>Для каждого пикселя в пределах заданного окна находится среднее значение, которое и записывается в результирующее изображение. Под средним значением понимается не среднее арифметическое всех чисел, а значение срединного элемента в упорядоченном массиве, отражающем значения конкретного окна</p>                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                              |

В первых трех случаях фильтры использовались не напрямую, сильно искажая, таким образом, изображения, а лишь для того, чтобы подчеркнуть и сделать более явными важные их свойства (рис. 7).



Рис. 7. Этапы параллельной фильтрации: создание копии исходного изображения, наложение фильтра, инвертирование и сложение изображений

Исходным материалом являлась обучающая выборка с определенной известной степенью распознавания для выбранной модели нейронной сети. В ходе эксперимента к этой выборке поочередно применялся тот или иной тип фильтра, осуществлялось обучение сети и последующее сравнение качества распознавания с исходным значением. Для каждого фильтра рассчитывались три случая с различной степенью влияния на изображения обучающей выборки с помощью добавления дополнительных коэффициентов.

Как видно из графика (рис. 8), фильтры размытия по Гауссу и Габора приводят лишь к снижению процента правильно распознанных образов, вследствие того, что они оказывают довольно специфическое воздействие на изображения, не подчеркивают полезные для обучения свойства, а вносят разрушающие искажения.

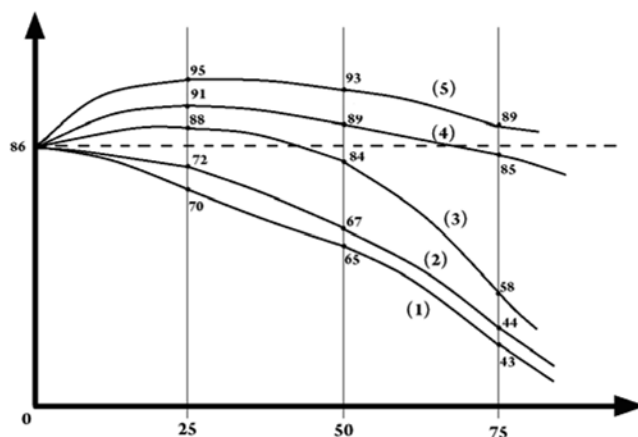


Рис. 8. Результат применения фильтров снизу-вверх: 1) размытия; 2) Габора; 3) медианный; 4) нахождение краев; 5) увеличения четкости

Гораздо лучшие результаты показал медианный фильтр, с помощью применения которого удалось добиться небольшого улучшения обобщающей способности сети при минимальном воздействии процесса фильтрации на исходные изображения. Однако если продолжать усиливать влияние обработки, процент правильно распознанных примеров сначала незначительно, затем более стремительно падает, происходит излишне сильное размытие исходных данных, которое мешает сети извлечь необходимое количество полезной информации. Наилучший положительный эффект на процессы обучения и распознавания оказали фильтры выделения краев и повышения четкости изображений. Кроме усиления краевых областей (как очень важной характеристики объектов с точки зрения нейронной сети), действие фильтров приводит также к уменьшению разброса значений и нормализации примеров визуальной обучающей выборки.

Увеличение обучающей выборки через деформацию изображений. Одним из способов улучшения обучения нейронной сети и качества классификации визуальных образов является увеличение обучающей выборки и общего количества примеров для обучения. Этого можно добиться простым экстенсивным увеличением количества фонов или примеров того или иного объекта. Но также разнообразие и полноту обучающей выборки можно расширить с помощью искусственной деформации уже содержащихся в ней изображений.

Существует устоявшаяся практика использования эластичных и аффинных преобразования при работе с базами данных рукописных символов (например, MNIST). На подобных выборках метод способен показать хорошие результаты [3, 4]. Цель данного эксперимента заключалась в исследовании применимости аффинных или эластичных преобразований к задаче классификации реальных объектов.

На характер эластичных деформаций напрямую влияют такие параметры, как размер ядра, величина отклонения и интенсивность. На первом этапе были найдены оптимальные значения данных параметров, оказывающие максимально полезное влияние на процесс обучения. На рис. 9 (а) приведены результаты экспериментов для (1) размера ядра –  $7 \times 7$  точек, (2) значения рандомизации – равного 5 (3) интенсивности воздействия преобразований – от 10 и выше. Для аффинных преобразований в качестве значимого параметра был выбран допустимый предел, на который значения вершин нового четырехугольника, в который вписывается объект, могут отличаться от исходных значений.

На рисунке 9 (б) показан график изменения качества распознавания в зависимости от величины смещения в процентах от размеров изображения. Максимальной отметки график достигает при значении 15–20 %.

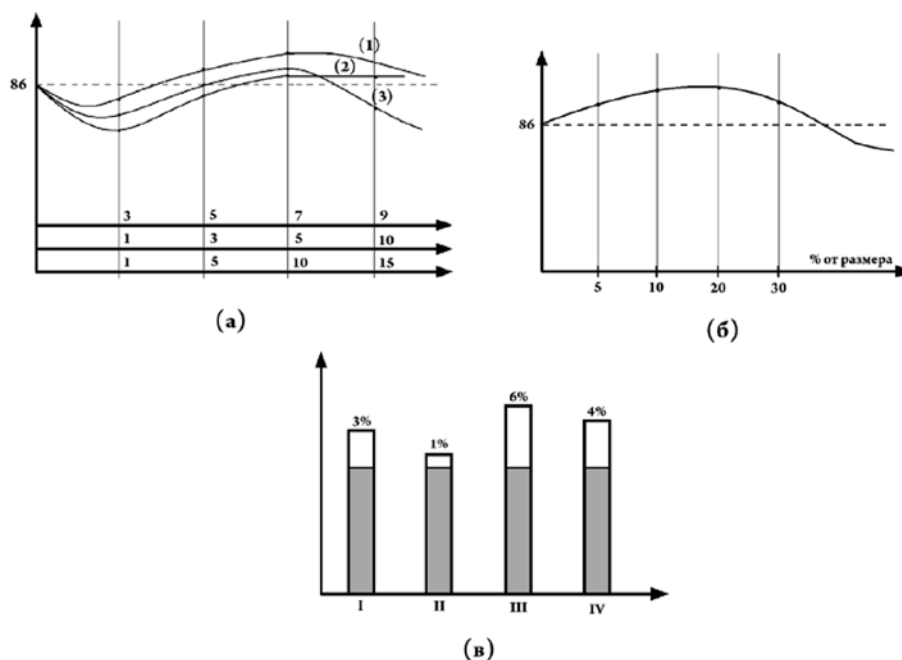


Рис. 9. Влияние на качество обучения нейронной сети:

а) различных параметров эластичных деформаций; б) применения аффинных преобразований;  
в) сравнение улучшения качества обучения различных методов деформации изображений объектов и их комбинаций

Помимо вышеописанных видов генерации новых изображений, проверке также подверглись комбинации этих подходов. Рисунок 9 (в) иллюстрирует улучшение обобщающей способности сети после обучения с применением аффинных преобразований (I), эластичных деформаций (II), совместного использования подходов для разных примеров (III), последовательной обработки одних и тех же изображений сначала одним, потом другим методом (IV). Наилучшего синергического воздействия удалось достигнуть при использовании третьего варианта генерации новых примеров.

Таким образом:

- 1) из трех рассмотренных способов создания визуальных обучающих выборок для нейронных сетей, наилучшие результаты показало создание выборки с помощью наложения фотографий объектов на фоны;
- 2) было подтверждено, что наилучшим фоном для обучающих примеров выборки служат разнообразнейшие сцены реального мира;
- 3) важным этапом предобработки данных являются нормализация, сжатие и перевод изображения в оттенки серого цвета;
- 4) можно выделить следующие типы фильтров, дающие реальное улучшение качества процесса обучения: медианный фильтр, выделение краев, фильтр увеличения четкости;
- 5) при использовании эластичных деформаций и аффинных преобразований с параметрами, лежащими в определенных пределах, можно достичь существенного улучшения качества обучения и распознавания образов нейронной сетью.

### Литература

1. Лагунов Н. А., Мезенцева О. С. Анализ и экспериментальное исследование зависимости качества обучения нейронных сетей от параметров обучающих выборок // Вестник СКФУ: научный журнал. Ставрополь: Изд-во СКФУ, 2014. № 5.

2. Ullman S., Vidal-Naquet M. Visual features of intermediate complexity and their use in classification // Nature Neuroscience, 2002. 490 с. [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://courses.csail.mit.edu/6.803/pdf/features.pdf>.
3. Yann LeCun, Fu Jie Huang. Learning Methods for Generic Object Recognition with Invariance to Pose and Lighting // IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (volume 2), 2004. 104 с. [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://courses.csail.mit.edu/6.803/pdf/features.pdf>.
4. Nicolas Pinto, David Cox, James DiCarlo. Why is Real-World Visual Object Recognition Hard? // {PLOS} Computational Biology, 2008. 27 с.

УДК 544.3.03:546.6

**Маликова Ирина Валерьевна, Федотова Наталья Николаевна,  
Самсонова Ольга Евгеньевна**

## **ТЕРМИЧЕСКИЕ СВОЙСТВА ИОННОГО РАСПЛАВА ТИОМОЧЕВИНА-ТИОСУЛЬФАТ НАТРИЯ И ЕГО ВЗАИМОДЕЙСТВИЕ С ОКСИДОМ ЛАНТАНА**

*В статье описано, как с использованием физико-химических методов изучено взаимодействие в системах Thio (плав)- $\text{Na}_2\text{S}_2\text{O}_3$ , Thio (плав)- $\text{Na}_2\text{S}_2\text{O}_3$ - $\text{La}_2\text{O}_3$ . Установлены области формирования гомогенного расплава в системах и состав продуктов пиролиза.*

**Ключевые слова:** физико-химические свойства ионных расплавов, тиомочевина, тиосульфат натрия, оксид лантана, сульфид лантана.

**Malikova Irina V., Fedotova Natalia N., Samsonova Olga E.  
THERMAL PROPERTIES OF IONIC MELT OF THIOUREA-SODIUM THIOSULFATE  
AND ITS INTERACTION WITH LANTHANUM OXIDE**

*The reaction of interaction in systems Thio (melt) –  $\text{Na}_2\text{S}_2\text{O}_3$  and Thio (melt) –  $\text{Na}_2\text{S}_2\text{O}_3$  –  $\text{La}_2\text{O}_3$  was investigated using physicochemical methods. Regions of homogeneous melt formation in systems and composition of pyrolysis production were determined.*

**Key words:** physicochemical properties of ionic melts, thiourea, sodium thiosulfate, the lanthanum oxide, the lanthanum sulfide.

Сульфиды d- и f- элементов находят широкое применение в материалах для катализаторов, полупроводниковой технике, пигментах и люминофорах различного назначения. Получение сульфидов для оптических целей и удовлетворяющих требованиям лазерной техники в ряде случаев невозможно из материалов, получаемых по традиционным технологиям. Известные способы характеризуются большой продолжительностью процесса, повышенными температурами, требуют дополнительных затрат на безопасное ведение процесса, специального оборудования и контролируемой атмосферы, поэтому поиск альтернативных путей синтеза до сих пор представляется актуальной задачей.

Один из путей решения этих проблем – применение соединений с низкой температурой плавления, и в первую очередь, эвтектик на основе хлоридов, расплавов органических тиосодержащих соединений, например, амидов тиокислот, в том числе тиомочевина и роданидов щелочных металлов. Благодаря высокой реакционной способности ионных расплавов появляется возможность обеспечивать высокие скорости протекания процесса, получить продукт в виде заданного химического и фазового состава. Применению тиомочевина благоприятствует ее дешевизна, возможность легко осуществимой высокой степени очистки от примесей, низкая температура плавления (175–180°C).