

ОЦЕНКА ЭФФЕКТИВНОСТИ ТРАДИЦИОННЫХ АРХИТЕКТУР СНС И МОДИФИЦИРОВАННОЙ НЕЙРОСЕТИ ALEXNET ПРИ КЛАССИФИКАЦИИ КАРТОФЕЛЯ С ПОМОЩЬЮ ТЕПЛОВИЗИОННЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ

© 2020 г. М.А. Мутия^{1,*}, Э. Логашанмугам^{1,**}, Н.М. Нандхита^{1,***}, Ч. Кранти кумар^{1,****},
Дама Харитея^{1,*****}

¹Институт науки и технологий Сатиабамы, Джентуаар Нагар, Ченнаи 600 119
Email: *muthiah.m.a@outlook.com; **logu999@yahoo.com; ***nandhi_n_m@yahoo.co.in; ****cholleti.kranthikumar@gmail.com; *****damahariteja1@gmail.com

Поступила в редакцию 09.04.2020; после доработки 02.06.2020
Принята к публикации 24.07.2020

Для оценки качества картофеля требуется методика, основанная на компьютерных вычислениях, которая использует такие неопасные и бесконтактные методы, как метод неразрушающего контроля для получения изображения, метод выделения признаков для извлечения и преобразования признаков из изображения, а также классификатор для проведения процедуры классификации картофеля. В этой статье для получения изображений используется инфракрасная термография, а для классификации картофеля используются сверточные нейронные сети (СНС). В этой работе используются термограммы здорового и пораженного грибком картофеля, а также картофеля, имеющего отверстия, и гнилого картофеля. Изучается возможность использования VGGNET, RESNET и модифицированной ALEXNET для классификации картофеля. Эффективность определяется с точки зрения чувствительности и точности. Выяснилось, что RESNET 18 превзошла все другие сети с точки зрения точности, и это единственная нейросеть, которая классифицировала весь пораженный картофель как именно пораженный картофель, то есть пораженный картофель не был ошибочно идентифицирован как здоровый.

Ключевые слова: термограмма, картофель, VGGNET, RESNET, ALEXNET, оценка качества.

DOI: 10.31857/S0130308220090043

1. ВВЕДЕНИЕ

Картофель играет жизненно важную роль в индийской экономике, поскольку это единственный овощ, экспортируемый в зарубежные страны в больших количествах. Перед экспортом картофель проходит строгую процедуру оценки качества. Уже проводится компьютерная оценка, где получают рентгенограммы картофеля, а особенности изображений извлекают и подают в нейронные сети [9]. При совете научных и промышленных исследований (СНПИ) в Ченнаи разработано и внедрено аппаратное обеспечение для радиографической оценки качества картофеля.

Тем не менее рентгеновские лучи не могут проникать сквозь плотные ткани и, следовательно, оценка качества ограничена этим свойством. Кроме того, рентгенография дорогостоящая и может привести к проблемам со здоровьем. Следовательно, для этого требуется метод неразрушающего контроля (НК), который является бесконтактным, неопасным и неинвазивным по своей природе [5]. Инфракрасная термография (ИКТ) является одним из таких методов, который улавливает тепло, излучаемое объектом, и отображает его на термограмме [1]. В таком случае, термограмма — это двумерная функция $g(x, y)$, где x, y — пространственные координаты, а $g(x, y)$ является яркостью.

Выбор ИКТ обоснован тем, что все объекты с температурой выше нуля Кельвина излучают тепло. Количество выделяемого тепла зависит от характера и типа объекта. У картофеля распределение температуры в здоровой ткани отличается от распределения температуры в пораженной ткани. Следовательно, тепло может использоваться как мера оценки качества. Если термограмма картофеля показывает симметричное и равномерное распределение интенсивности (и, следовательно, тепла), то картофель в норме. С другой стороны, если есть резкое изменение или неравномерное изменение температуры, это указывает на неоднородность ткани картофеля. Следовательно, мера неравномерности и резкости может указывать на качество картофеля [10].

В общем, машинное обучение и глубокое обучение являются двумя методами, используемыми для задач классификации объектов. В машинном обучении функции извлекаются и передаются в нейронную сеть для классификации / прогнозирования [4]. При глубоком обучении изображения передаются напрямую, а сверточные слои выделяют признаки, которые после отбора передаются в полностью связанные слои для дальнейшей классификации [2]. В этой работе изучается возможность использования сверточных нейронных сетей (СНС), а именно: VGG 19, VGG 16, RESNET 101, RESNET 50, RESNET 19 и ALEXNET, для задачи классификации кар-

тофеля. Также изучается влияние модифицированной архитектуры на способность нейросети ALEXNET классифицировать картофель по термограммам.

Статья организована следующим образом: раздел 1 посвящен исследовательской базе данных, использованной в этой работе; оценка целесообразности существующих архитектур СНС для оценки качества картофеля рассматривается в разделе 2; раздел 3 посвящен модифицированной архитектуре ALEXNET и ее способности оценивать качество картофеля; заключение и перспективы дальнейших исследований приведены в раздел 4.

Инфракрасная (ИК) камера SCT640 (разрешение: 640'480) используется для получения тепловых изображений четырех различных групп картофеля, а именно: здоровый картофель, картофель, пораженный грибом, гнилой картофель и картофель, имеющий отверстия. Это псевдоцветные термограммы, т.е. термограммы в оттенках серого, преобразуются в псевдоцветные термограммы с использованием цветовой палитры SCT640. В этой работе используются псевдоцветные термограммы, потому что обычные архитектуры СНС требуют трехмерных изображений в качестве входных данных. Количество термограмм в каждой категории приведено в табл. 1. На рис. 1—4 показаны термограммы для четырех разных групп картофеля.

Таблица 1

Термограммы каждой группы картофеля

Тип картофеля	Термограммы
Здоровый картофель	19
Картофель, пораженный грибом	20
Картофель с отверстиями	18
Гнилой картофель	25

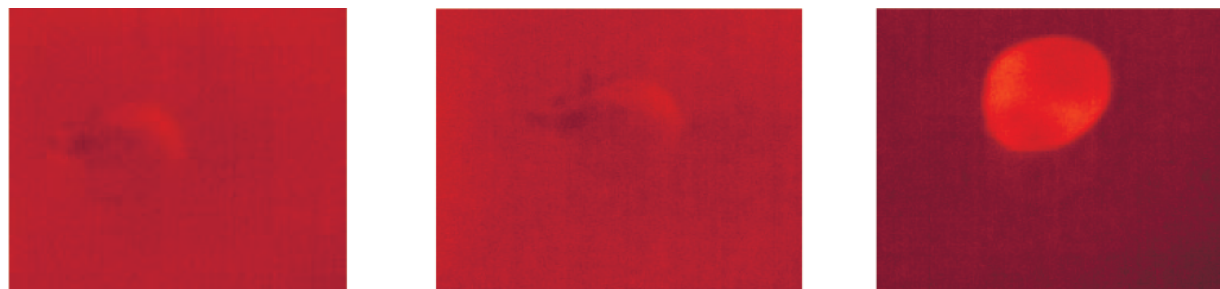


Рис. 1. Термограммы здорового картофеля.

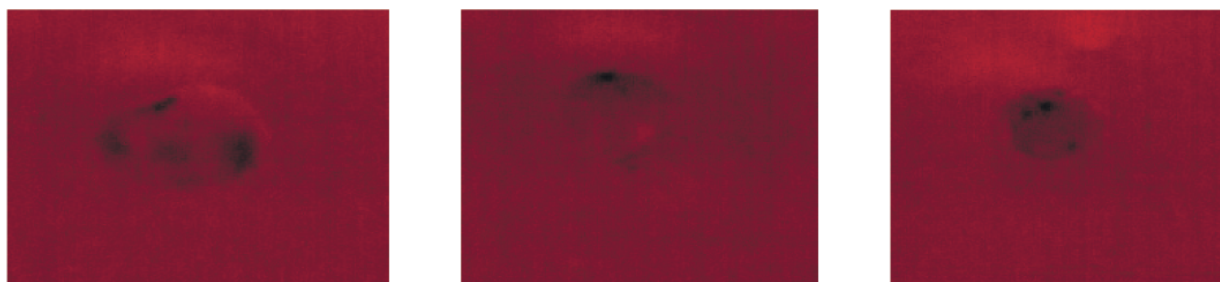


Рис. 2. Термограммы картофеля, пораженного грибом.

Из субъективного анализа рис. 1 ясно, что существует равномерное распределение температуры и, следовательно, интенсивности в термограммах для здорового картофеля. С другой стороны, из рис. 2—4 видно, что существует определенная температура и, следовательно, изменение интенсивности в пораженных областях картофеля.

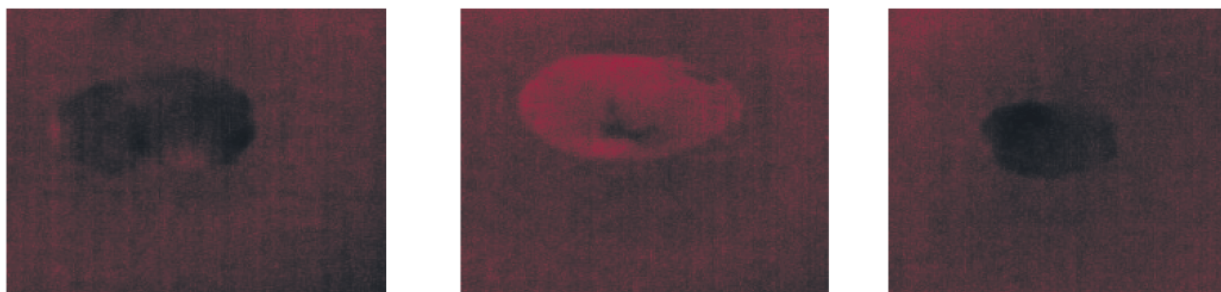


Рис. 3. Термограммы картофеля, имеющего отверстия.

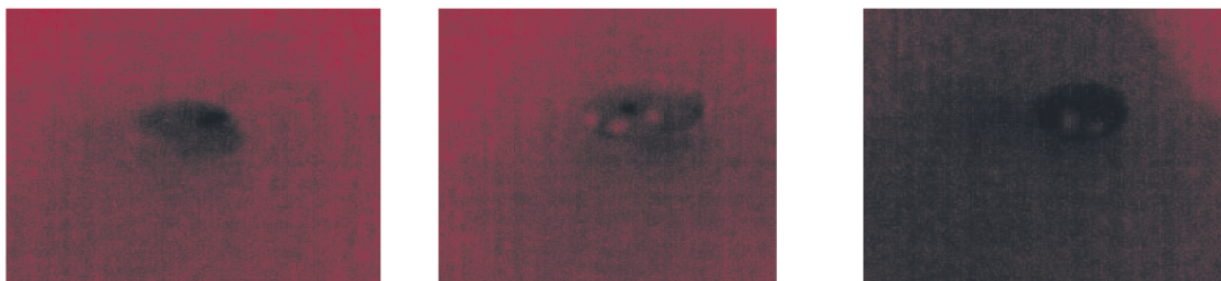


Рис. 4. Термограммы гнилого картофеля.

Эти термограммы подаются на вход нейросети, и изучается возможность использования традиционных архитектур для классификации типа картофеля, то есть оценки качества картофеля. Также изучается влияние модифицированной архитектуры на ALEXNET при классификации картофеля.

2. СУЩЕСТВУЮЩИЕ АРХИТЕКТУРЫ СНС ДЛЯ ОЦЕНКИ КАЧЕСТВА КАРТОФЕЛЯ

В этой работе предварительно обученные архитектуры VGG и RESNET используются для классификации типов картофеля. VGG-19 — это архитектура СНС, которая имеет 19 слоев и принимает изображение размером $224 \times 224 \times 3$. Сверточные слои используются для создания характеристической карты, в то время как слои подвыборки с определением максимального значения определяют оптимальные особенности [6]. Эти особенности затем используются полностью связанным слоем для классификации типа картофеля. Из 84 термограмм 50 % термограмм используются для обучения, а остальные 50 % используются для проверки нейросетей. Здоровый картофель будет обозначаться как «здоровый», пораженный грибами картофель — как «грибок», гнилой картофель — как «гнилой», а картофель с отверстиями — как «отверстие». Эффективность предложенной архитектуры для определения типа картофеля (для тестового набора данных) показана в табл. 2. Из нее видно, что существует определенное отклонение между ожидаемыми (то, каким был тот или иной образец при оценке эффективности нейросети) и реальными (тот результат, который выдала нейросеть) прогнозами. Картофель с отверстиями также классифицируется как гнилой картофель.

Матрица неточностей показана в табл. 3. Из табл. 3 видно, что предложенная нейросеть хорошо работает для распознавания картофеля с отверстиями и здорового картофеля. Один из пораженных грибом картофель определяется как здоровый, что недопустимо. Также три здоровых картофеля классифицируются как картофель с отверстиями, что приводит к браковке хорошего картофеля.

Чувствительность в процентах определяется как $100 \cdot (\text{отношение истинного положительного значения к сумме истинных положительных и ложных отрицательных значений})$. При определении чувствительности нейросети при распознавании здорового картофеля количество здорового картофеля, определенного как здоровый, является истинно положительным, а количество здорового картофеля, определенного как нездоровый картофель, является ложным отрицательным. Следовательно, чувствительность для здорового картофеля составляет 50 %, а чувствительность при распознавании картофеля, имеющего отверстия, составляет 100 %. Тем не менее чувствительность

Таблица 2

Соответствие между ожидаемыми и реальными результатами классификации с помощью VGG 19 (тестовый набор данных)

№	Ожидаемый	Реальный	№	Ожидаемый	Реальный
1	Грибок	Отверстие	14	Гнилой	Отверстие
2	Грибок	Здоровый	15	Гнилой	Отверстие
3	Грибок	Отверстие	16	Гнилой	Отверстие
4	Грибок	Отверстие	17	Гнилой	Отверстие
5	Грибок	Отверстие	18	Гнилой	Отверстие
6	Грибок	Отверстие	19	Гнилой	Отверстие
7	Здоровый	Здоровый	20	Отверстие	Отверстие
8	Здоровый	Отверстие	21	Отверстие	Отверстие
9	Здоровый	Здоровый	22	Отверстие	Отверстие
10	Здоровый	Здоровый	23	Отверстие	Отверстие
11	Здоровый	Отверстие	24	Отверстие	Отверстие
12	Здоровый	Отверстие	25	Отверстие	Отверстие
13	Гнилой	Отверстие	26	Отверстие	Отверстие

Таблица 3

Матрица неточностей для тестового набора данных (VGG 19)

Тип	Грибок	Здоровый	Гнилой	Отверстие
Грибок	0	1	0	5
Здоровый	0	3	0	3
Гнилой	0	0	0	8
Отверстие	0	0	0	7

для здорового картофеля и картофеля с отверстиями составляет 0 %. Чтобы повысить чувствительность, для классификации картофеля используется архитектура VGG16.

VGG 16 для сверточных слоев использует фильтр 3×3 с шагом 1, дополнение нулями и пулинг с функцией максимума и фильтром 2×2 . Количество слоев в VGG 16 составляет 16. Тот же набор термограмм, что и для обучения и тестирования VGG 19, используется в VGG 16. Соответствие между ожидаемыми и реальными прогнозами для тестового набора данных показана в табл. 4. Из нее видно, что VGG 16 определяет весь картофель с отверстиями как картофель с отверстиями. Но VGG 16 не может распознать только здоровый картофель как здоровый.

Матрица неточностей показана в табл. 5. Из нее следует, что предложенная нейросеть хорошо работает для распознавания картофеля с отверстиями, гнилого картофеля и здорового картофеля. Однако подобно VGG 19, VGG 16 не может распознать пораженный грибом картофель как пораженный грибом картофель. Также весь пораженный грибом картофель определяется как здоровый, что недопустимо.

Чувствительность для здорового картофеля составляет 100 %, чувствительность при распознавании картофеля с отверстиями — 86 %, а для гнилого картофеля — 37,5 %. Однако чувствительность к пораженному грибом картофелю составляет 0 %. Для повышения чувствительности распознавания картофеля, пораженного грибом, используется архитектура RESNET 101 [8].

RESNET 101 — это архитектура СНС, которая имеет 101 уровень. Эта сеть принимает изображения размером 224×224 . Эффективность нейросети измеряется с точки зрения ее способности делать прогнозы по тестовым изображениям. В табл. 6 показана соответствие между ожидаемыми и реальными прогнозами для тестовых изображений с использованием RESNET 101.

Таблица 4

**Соответствие между ожидаемыми и реальными результатами классификации с помощью VGG 16
(тестовый набор данных)**

№	Ожидаемый	Реальный	№	Ожидаемый	Реальный
1	Грибок	Здоровый	14	Гнилой	Отверстие
2	Грибок	Здоровый	15	Гнилой	Отверстие
3	Грибок	Здоровый	16	Гнилой	Отверстие
4	Грибок	Здоровый	17	Гнилой	Гнилой
5	Грибок	Здоровый	18	Гнилой	Гнилой
6	Грибок	Здоровый	19	Гнилой	Отверстие
7	Здоровый	Здоровый	20	Гнилой	Гнилой
8	Здоровый	Здоровый	21	Отверстие	Отверстие
9	Здоровый	Здоровый	22	Отверстие	Отверстие
10	Здоровый	Здоровый	23	Отверстие	Отверстие
11	Здоровый	Здоровый	24	Отверстие	Отверстие
12	Здоровый	Здоровый	25	Отверстие	Отверстие
13	Гнилой	Здоровый	26	Отверстие	Отверстие

Таблица 5

Матрица неточностей для тестового набора данных (VGG 16)

Тип	Грибок	Здоровый	Гнилой	Отверстие
Грибок	0	6	0	0
Здоровый	0	6	0	0
Гнилой	0	1	3	4
Отверстие	0	0	1	6

Таблица 6

**Соответствие между ожидаемыми и реальными результатами классификации с помощью RESNET 101
(тестовый набор данных)**

№	Ожидаемый	Реальный	№	Ожидаемый	Реальный
1	Грибок	Гнилой	14	Гнилой	Гнилой
2	Грибок	Здоровый	15	Гнилой	Гнилой
3	Грибок	Грибок	16	Гнилой	Гнилой
4	Грибок	Здоровый	17	Гнилой	Грибок
5	Грибок	Гнилой	18	Гнилой	Отверстие
6	Грибок	Здоровый	19	Гнилой	Гнилой
7	Здоровый	Здоровый	20	Гнилой	Гнилой
8	Здоровый	Здоровый	21	Отверстие	Грибок
9	Здоровый	Здоровый	22	Отверстие	Отверстие
10	Здоровый	Здоровый	23	Отверстие	Отверстие
11	Здоровый	Грибок	24	Отверстие	Гнилой
12	Здоровый	Здоровый	25	Отверстие	Отверстие
13	Гнилой	Гнилой	26	Отверстие	Отверстие

Таблица 7

Матрица неточностей для тестового набора данных (RESNET 101)

Тип	Грибок	Здоровый	Гнилой	Отверстие
Грибок	1	3	2	0
Здоровый	1	5	0	0
Гнилой	1	0	6	1
Отверстие	1	0	1	5

Матрица неточностей показана в табл. 7. Видно, что предлагаемая сеть хорошо работает при распознавании картофеля с отверстиями, гнилого картофеля и здорового картофеля, а также классифицировала одно изображение грибка как изображение грибка. Три пораженных грибом картофеля классифицируются как здоровые, что недопустимо.

Чувствительность для здорового картофеля составляет 83,3 %, а чувствительность для картофеля с отверстиями — 71,4 %, для гнилого картофеля — 75 %. Однако чувствительность к пораженному грибом картофелю составляет 16,7 %. Для повышения чувствительности к картофелю, пораженного грибами, используется архитектура RESNET 50.

RESNET 50 имеет 50 слоев и обучен для классификации изображений по 1000 категориям объектов. Эффективность нейросети измеряется с точки зрения ее способности делать прогнозы по тестовым изображениям. В табл. 8 показано соответствие между ожидаемым и реальным прогнозом для тестовых изображений с использованием RESNET 50.

Таблица 8

Соответствие между ожидаемыми и реальными результатами классификации с помощью RESNET 50

№	Ожидаемый	Реальный	№	Ожидаемый	Реальный
1	Грибок	Грибок	14	Гнилой	Гнилой
2	Грибок	Грибок	15	Гнилой	Грибок
3	Грибок	Здоровый	16	Гнилой	Гнилой
4	Грибок	Грибок	17	Гнилой	Отверстие
5	Грибок	Грибок	18	Гнилой	Отверстие
6	Грибок	Здоровый	19	Гнилой	Отверстие
7	Здоровый	Здоровый	20	Гнилой	Отверстие
8	Здоровый	Здоровый	21	Отверстие	Отверстие
9	Здоровый	Здоровый	22	Отверстие	Отверстие
10	Здоровый	Fungus	23	Отверстие	Грибок
11	Здоровый	Здоровый	24	Отверстие	Отверстие
12	Здоровый	Здоровый	25	Отверстие	Отверстие
13	Гнилой	Грибок	26	Отверстие	Отверстие

В табл. 9 показана матрица неточностей, следовательно, предложенная сеть хорошо работает при классификации всех четырех различных типах картофеля. Два из пораженных грибом картофеля классифицируются как здоровые, что недопустимо.

Чувствительность для здорового картофеля составляет 83,3 %, а чувствительность при распознавании картофеля с отверстиями — 85,71 %, а для гнилого картофеля — 25 %. Чувствительность к пораженному грибом картофелю составляет 80 %. Для повышения чувствительности к гнилому картофелю используется архитектура RESNET 18. RESNET 18 имеет 18 слоев и может классифицировать до 1000 категорий. Эта сеть также принимает изображения размером 224×224. Соответствие между ожидаемым и реальным прогнозом для тестовых изображений с использованием RESNET 18 показана в табл. 10.

Таблица 9

Матрица неточностей для тестового набора данных (RESNET 50)

Тип	Грибок	Здоровый	Гнилой	Отверстие
Грибок	4	2	0	0
Здоровый	1	5	0	0
Гнилой	2	0	2	4
Отверстие	1	0	0	6

Таблица 10

Соответствие между ожидаемыми и реальными результатами классификации с помощью RESNET 18

№	Ожидаемый	Реальный	№	Ожидаемый	Реальный
1	Грибок	Грибок	14	Гнилой	Отверстие
2	Грибок	Грибок	15	Гнилой	Гнилой
3	Грибок	Грибок	16	Гнилой	Грибок
4	Грибок	Грибок	17	Гнилой	Гнилой
5	Грибок	Грибок	18	Гнилой	Грибок
6	Грибок	Грибок	19	Гнилой	Гнилой
7	Здоровый	Здоровый	20	Гнилой	Гнилой
8	Здоровый	Грибок	21	Отверстие	Отверстие
9	Здоровый	Грибок	22	Отверстие	Грибок
10	Здоровый	Грибок	23	Отверстие	Отверстие
11	Здоровый	Здоровый	24	Отверстие	Грибок
12	Здоровый	Здоровый	25	Отверстие	Грибок
13	Гнилой	Гнилой	26	Отверстие	Гнилой

Из табл. 10 видно, что RESNET 18 показывает хорошие результаты прогноза для всех четырех различных типов картофеля. Это видно из матрицы неточностей, как показано в табл. 11. Элементы главной диагонали показывают, что процент предсказания хорош для всех четырех типов картофеля.

Таблица 11

Матрица неточностей для тестового набора данных (RESNET 18)

Тип	Грибок	Здоровый	Гнилой	Отверстие
Грибок	6	0	0	0
Здоровый	3	3	0	0
Гнилой	2	0	5	1
Отверстие	3	0	1	3

Чувствительность для здорового картофеля составляет 50 %, а чувствительность для картофеля с отверстиями — 42,8 %, а для гнилого картофеля — 62,5 %. Чувствительность к пораженному грибом картофелю составляет 100%. Изучив возможности традиционных архитектур СНС при классификации картофеля, была модифицирована традиционная архитектура сети ALEXNET [7], а также изучена ее эффективность при классификации различных типов картофеля.

3. АРХИТЕКТУРА МОДИФИЦИРОВАННОЙ ALEXNET

В традиционной архитектуре ALEXNET проделаны следующие модификации. Полностью связанные слои — это слои, которые используют характеристическую карту и выполняют классификацию. Эти слои обучаются для предопределенного набора классов. Чтобы повысить эффективность классификации картофеля, сверточный полностью связанный слой и классификационный слой заменяются зависящим от предметной области полностью связанным слоем и классификационным слоем, обученным для распознавания картофеля по термограммам. Количество классов выходных данных автоматически определяется классификационным слоем во время обучения. Показатель скорости обучения и предобучение установлены на 10. Модифицированная ALEXNET имеет 25 слоев и 24 связи. Эффективность модифицированной ALEXNET в распознавании различных видов картофеля показана в табл. 12.

Таблица 12

Соответствие между ожидаемыми и реальными результатами классификации с помощью модифицированной ALEXNET

№	Ожидаемый	Реальный	№	Ожидаемый	Реальный
1	Грибок	Гнилой	14	Гнилой	Гнилой
2	Грибок	Гнилой	15	Гнилой	Отверстие
3	Грибок	Здоровый	16	Гнилой	Гнилой
4	Грибок	Гнилой	17	Гнилой	Гнилой
5	Грибок	Здоровый	18	Гнилой	Гнилой
6	Грибок	Грибок	19	Гнилой	Гнилой
7	Здоровый	Здоровый	20	Гнилой	Гнилой
8	Здоровый	Здоровый	21	Отверстие	Гнилой
9	Здоровый	Здоровый	22	Отверстие	Гнилой
10	Здоровый	Грибок	23	Отверстие	Гнилой
11	Здоровый	Здоровый	24	Отверстие	Гнилой
12	Здоровый	Здоровый	25	Отверстие	Гнилой
13	Гнилой	Гнилой	26	Отверстие	Гнилой

Из табл. 12 видно, что модифицированная сеть ALEXNET не смогла определить гнилой картофель как гнилой картофель. Это видно из матрицы неточностей, показанной в табл. 13. Чувствительность для здорового картофеля составляет 83 %, а чувствительность для картофеля с отверстиями составляет 0 %, а для гнилого картофеля — 87,5 %. Чувствительность к пораженному грибом картофелю составляет 16 %. Два из пораженных грибом картофеля классифицируются как здоровые, что недопустимо.

Таблица 13

Матрица неточностей для тестового набора данных (модифицированная ALEXNET)

Тип	Грибок	Здоровый	Гнилой	Отверстие
Грибок	1	2	3	0
Здоровый	1	5	0	0
Гнилой	0	0	7	1
Отверстие	0	0	7	0

Эффективность модифицированной ALEXNET лучше, чем у обычной архитектуры ALEXNET [3]. Но это не помогло классифицировать картофель с отверстиями. Оценка эффективности СНС для классификации картофеля по термограммам показана в табл. 14 и графически на рис. 5.

Таблица 14

Оценка эффективности СНС при классификации картофеля по термограммам

Тип картофеля	Чувствительность $(TP/(TP+FN))*100$					
	VGG 19	VGG 16	RESNET 101	RESNET 50	RESNET 18	Модифицированная ALEXNET
Здоровый	50%	100%	83,3%	83,3%	50%	83,3%
Грибок	0%	0%	16,7%	80%	100%	16%
Отверстие	50%	85,7%	71,4%	85,7%	42,8%	0%
Гнилой	0%	37,5%	75%	25%	62,5%	87,5%

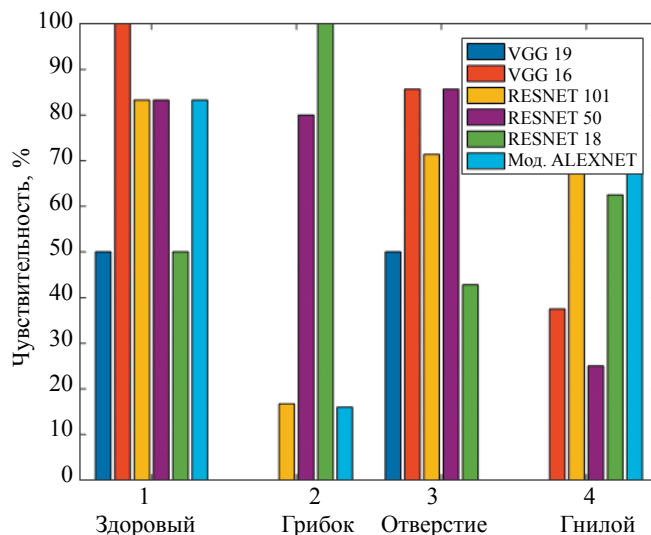


Рис. 5. Оценка эффективности СНС при классификации картофеля по термограммам.

Из табл. 14 и рис. 5 видно, что RESNET является наиболее подходящей архитектурой для классификации картофеля. В среднем, общая точность RESNET лучше, чем у архитектур VGGNET и модифицированной ALEXNET.

4. ЗАКЛЮЧЕНИЕ И ПЕРСПЕКТИВЫ ДАЛЬНЕЙШЕЙ РАБОТЫ

В этой работе при помощи получения термограмм четырех разных типов картофеля создается исследовательская база данных. Изучена возможность применения VGG и RESNET для классификации картофеля. Также изучается влияние модификации архитектуры ALEXNET на результаты классификации картофеля. Эффективность определяется с точки зрения чувствительности к каждому типу картофеля. Установлено, что архитектура RESNET 18 хорошо работает при классификации четырех различных типов изображений картофеля с точностью 62,9 %. Также RESNET 18 не определяет ни одну из пораженных грибом картофелин как здоровый картофель. Возможность модифицированных архитектур VGG и RESNET для классификации картофеля еще предстоит изучить.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. *Maldague X.* Applications of Infrared Thermography in NonDestructive Evaluation / Trends in Optical Nondestructive Testing (invited chapter). Pramod Rastogi ed. 2000. P. 591—609.
2. *Russakovsky O., Deng J., Su H.* et al. ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge // International Journal of Computer Vision (IJCV). 2015. V. 115. Is. 3. P. 211—252.
3. *Muthiah M.A., Logashamugam E.* Deep learning Neural Networks for the classification of potatoes from thermographs in big data // Caribbean Journal of Science. (May—aug) 2019. V. 53. Is. 2. P. 1781—1792.

4. *Sudheera K., Nandhitha, N.M.* Computer Aided Radiograph Interpretation Tool for Defect Characterization from Weld Plates // Russ. J. Nondestruct. Test. 2019. V. 55. P. 481—488. <https://doi.org/10.1134/S1061830919060081>
 5. *Sangeetha M.S., Nandhitha N.M.* Improved active contour modelling for isolating different hues in infrared thermograms // Russ. J. Nondestruct. Test. 2017. V. 53. P. 142—147. <https://doi.org/10.1134/S1061830917020048>
 6. *Simonyan Karen, Zisserman Andrew.* Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Image Recognition. CoRR abs/1409.1556 (2014): n. pag.
 7. *Krizhevsky Alex, Sutskever Ilya, Hinton Geoffrey E.* ImageNet classification with deep convolutional neural networks // Commun. ACM. 2017. V. 60. No. 6. (May 2017). P. 84—90. <https://doi.org/10.1145/3065386>
 8. *Kaiming He et al.* Deep Residual Learning for Image Recognition // 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). 2016. P. 770—778.
 9. *Bolei Zhou, Khosla Aditya, Lapedriza Agata, Torralba Antonio, Oliva Aude.* Places: An image database for deep scene understanding / arXiv preprint arXiv:1610.02055. 2016.
 10. *Yuen Walter W., Chow C.L., Tam Wai Cheong.* Analysis of radiative heat transfer in inhomogeneous non isothermal media using neural networks // Journal of Thermophysics and Heat Transfer. 2016. V. 30 (4). P. 897—911.
-