

Исследование рациона сивуча *Eumetopias jubatus* (Schreber, 1776) с использованием нейронных сетей компьютерного зрения

© 2025. И. А. Усатов¹, к. б. н., м. н. с., И. С. Труханова², к. б. н., исследователь, В. Н. Бурканов^{2,3}, к. б. н., исследователь, А. В. Алтухов^{2,3}, к. б. н., исследователь,
¹Национальный научный центр морской биологии им. А.В. Жирмунского ДВО РАН, 690041, Россия, г. Владивосток, ул. Пальчевского, д. 17,
²Консалтинговая компания по дикой природе Северной Пацифики, 98155, Соединённые штаты Америки, г. Сиэтл, 185-я улица СВ, 3202,
³Лаборатория по изучению морских млекопитающих Аляскинского рыбохозяйственного центра НСМР/НОАА, 98115, Соединённые штаты Америки, г. Сиэтл, Сэнд Пойнт Вей СВ, 7600, Строение 4, e-mail: usatov.ivan.alex@gmail.com

Исследовали возможность использования компьютерного зрения для определения состава рациона питания сивуча *Eumetopias jubatus* (Schreber, 1776) по изображениям непереваренных структур в образцах экскрементов. Нейронные сети на основе компьютерного зрения обеспечивают автоматизацию извлечения данных из визуальных изображений, что делает их привлекательными для использования в биологических исследованиях. Мы использовали нейросетевую модель VGG 16, обученную на данных ImageNet, для идентификации непереваренных остатков в экскрементах сивуча. Исследовали 19 типов костей и отолитов 13 видов объектов питания, входящих в рацион сивуча, и получили 1513 фотографий. Модель была обучена на 1469 фотографиях, и точность обучения составила 99%. Тестирование показало, что модель идентифицирует костные структуры поглощённых кормовых объектов со 100% точностью.

Ключевые слова: сивуч, диета, компьютерное зрение, нейронные сети.

Steller sea lion *Eumetopias jubatus* (Schreber, 1776) diet study using computer vision neural networks

© 2025. I. A. Usatov¹ ORCID: 0000-0003-1249-7002, I. S. Trukhanova² ORCID: 0000-0001-9058-4481, V. N. Burkanov^{2,3} ORCID: 0000-0002-0129-7884, A. V. Altukhov^{2,3} ORCID: 0000-0001-8532-0596,
¹A.V. Zhirmunsky National Scientific Center of Marine Biology FEB RAS, 17, Palchevskogo St., Vladivostok, Russia, 690041,
²North Pacific Wildlife Consulting, 3202, 185th St., NE, Seattle, WA, USA, 98155,
³Marine Mammal Laboratory, AFSC, NMFS, NOAA, 7600, Sand Point Way NE, Building 4, Seattle, WA, USA, 98115, e-mail: usatov.ivan.alex@gmail.com

We assessed the potential of using a computer vision-based neural network to identify undigested parts of the diet in Steller sea lion feces samples. These samples were previously examined and identified by experts. We studied 19 types of bones and otoliths from 13 fish species found in the diet samples and accurately identified by expert morphologists. Each object was photographed against a black background in various projections using a microscope with a +10–15 magnification. This process resulted in 1513 photographs. To identify the undigested diet parts, we utilized the neural network model VGG 16, pre-trained on ImageNet data containing 1.4 million animal and plant images. The model was trained on 1469 photographs of diverse food residues using the R environment and the 'keras' package. The training accuracy over 60 epochs reached 99%. We tested the model on 44 images of Steller sea lion diet objects, not used during the training process. The model accurately identified fish remains with 100% accuracy. Computer vision enables quick and precise identification of food residues, reducing the analysis time and cost. It automates the identification process, eliminating human error. Our experiment involved a small data set and needs further research. To improve the feeding objects' identification accuracy, a larger data set should be used, and the model should be validated on ad-

ditional test data. The main challenge of using computer vision to identify fish bones is obtaining sufficient photographs of different types of undigested food remains at different stages of digestion from all potential Steller sea lion prey items.

Keywords: Steller sea lion, diet, computer vision, neural networks.

Численность сивуча *Eumetopias jubatus* (Schreber, 1776) сократилась за последнее столетие [1] и до сих пор не восстановилась на большей части своего ареала. Причины сокращения популяций этого вида в прошлом и отсутствия положительных тенденций в настоящем остаются дискуссионными. По мнению некоторых учёных, наблюдаемое снижение численности может быть связано с недостатком корма или ухудшением его качества [2].

Определение диеты морских зверей в прошлом осуществлялось методом анализа непереваренных остатков пищи, извлекаемых из пищеварительной системы добытых животных, включая содержимое желудка и кишечника [3–7]. После снижения численности сивуча, добыча этого вида стала невозможна, и основным методом изучения его питания стал копрологический анализ, – сбор и исследование непереваренных остатков пищи в экскрементах [8, 9].

Определение рыб, ололитов и клювов кальмаров, которые находятся в различной степени переваривания, является сложным процессом, требующим значительного количества времени и специалистов очень специфической квалификации. Таких специалистов в мире немного. В связи с этим, многие исследователи, работающие в северной части Тихого океана для идентификации пищевых остатков, выделенных из экскрементов, обращаются в специализированную лабораторию Pacific IDentifications Inc., расположенную в г. Виктория, Британская Колумбия (www.pacificid.com). Стоимость разбора и идентификации состава одной пробы питания в этой лаборатории высока, а, к примеру, минимальное количество проб для достоверного сравнения частоты встречаемости объектов питания между исследуемыми группами (годами, месяцами, лежбищами и т. п.) сивуча должно составлять 94 пробы на одну группу [10]. Таким образом, высокие финансовые затраты на идентификацию пищевых остатков в образцах питания являются серьёзным препятствием для регулярного мониторинга рациона этого вида у побережья Азии.

В рамках исследований по изучению причин снижения численности сивуча у азиатского побережья мы собрали 2987 образцов экскрементов животных в период с 2004 по

2016 гг. (рис. 1). Однако только 916 из них были идентифицированы специалистами лаборатории Pacific IDentifications Inc. для анализа состава пищи. Результаты исследования питания сивуча у побережья Азии были опубликованы в ряде статей [11–13]. Из-за недостатка финансирования до настоящего времени остаются не разобранными и не исследованными 2071 образцов питания.

Последние годы характеризуются развитием нейронных сетей на основе компьютерного зрения, которые позволяют автоматизировать процесс извлечения данных с визуальных изображений. Примеры использования компьютерного зрения в биологии включают не только анализ изображений морских организмов, но и распознавание растительного покрова на снимках спутников, анализ медицинских изображений и многое другое [14–21]. В настоящем исследовании мы проверили возможность использования нейронной сети на основе компьютерного зрения для идентификации непереваренных частей диеты из образцов экскрементов сивуча, которые ранее были просмотрены и идентифицированы экспертами. При этом ставили следующие задачи.

Подготовить модель компьютерного зрения на основе глубокого обучения для идентификации объектов питания сивуча на изображениях.

Провести фотосъёмку идентифицированных фрагментов объектов питания сивуча.

Систематизировать полученные фотоснимки фрагментов объектов питания сивуча для их использования в обучении модели компьютерного зрения.

Обучить модель компьютерного зрения.

Проверить, насколько достоверно модель компьютерного зрения может быть использована для исследований питания сивуча.

Определить недостатки использования компьютерного зрения в исследованиях рациона сивуча и варианты решения выявленных недостатков.

Материал и методы исследований

Материалом для настоящей работы послужили идентифицированные твёрдые непереваренные остатки пищи, обнаруженные в остатках экскрементов сивуча. Идентифи-

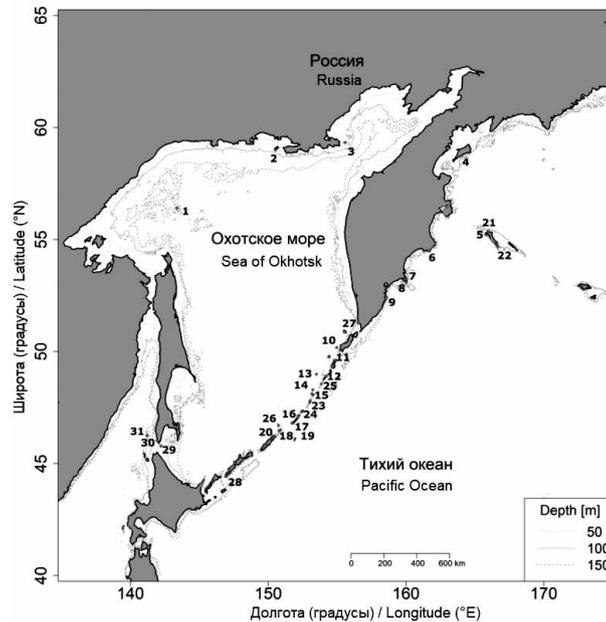


Рис. 1. Места сбора проб экскрементов сивуча в 2004–2016 гг. на лежбищах Дальнего Востока России. Названия лежбищ указаны в таблицах 1 и 2 в соответствии с номером на карте
Fig. 1. Locations of Steller sea lion feces samples collected in 2004–2016 at rookeries in the Russian Far East. The names of rookeries are given in Table 1 and 2 according to the number on the map

Таблица 1 / Table 1

Количество проб экскрементов, собранных на лежбищах Дальнего Востока России в 2004–2008 гг. (идентифицированные и проанализированные образцы) / Number of feces samples collected from rookeries in the Russian Far East in 2004–2008 (identified and analyzed samples)

№	Лежбище / Sites	Регион Region	Год / Year				Всего Total
			2004	2006	2007	2008	
1	о. Ионы / Iony Is. (R)	ОКН	55	50	0	0	105
2	о. Завьялова / Zavyalova Is.		0	9	0	0	9
3	о-ва Ямские (R) / Yamskie Is.		41	0	0	0	41
4	о. Карагинский / Karaginsky Is.	КС	13	0	0	0	13
5	о. Арий камень / Ary Rock Is.		0	13	0	6	19
6	Камень Козлова (R) / Kozlova Cape		46	77	0	28	151
7	б. Железная / Zheleznaya Bay		22	0	0	0	22
8	м. Шипунский / Shipunsky Cape		16	0	0	0	16
9	м. Кекурный / Kekurny Cape		67	34		24	125
10	о. Анциферова (R) / Antsiferova Is.		0	0	35	0	35
11	о. Онекотан / Onokotan Is.	49	0	24	0	73	
12	о. Шиашкотан, м. Красный Shiashkotan Is., Krasny Cape	KUR	0	0	31	44	75
13	о. Чиринкотан / Chirinkotan Is.		0	0	20	0	20
14	о. Райкоке (R) / Raikoke Is.		0	0	25	0	25
15	о. Матуа / Matua Is.		22	0	0	0	22
16	о. Симушир, м. Ск. Красноватая Simushir Is. Krasnovataya Cape Rock		19	0	0	0	19
17	о. Симушир, м. Аронт / Simushir Is., Aront Cape		26	0	31	0	57
18	о. Чирной, м. Удушливый Chirnoy Is., Udushlivy Cape		18	0	0	0	18
19	о. Брат Чирпоев (R) / Brat Chirpoyev Is.		0	0	34	0	34
20	о. Уруп, ск. Чайка / Urup Is. Chaika Rock		37	0	0	0	37
Итого / All			431	183	200	102	916

Примечание: R – репродуктивные лежбища; ОКН – Охотское море; КС – Камчатка и Командорские острова; KUR – Курильские острова; JP – Японское море / Note: R – reproductive rookery; ОКН – Sea of Okhotsk; КС – Kamchatka and the Commander Islands; KUR – Kuril Islands; JP – Japan Sea.

Таблица 2 / Table 2

Количество проб экскрементов, собранных на лежбищах Дальнего Востока России в летний период 2009–2016 гг. (не идентифицированные и не проанализированные образцы) / Number of feces samples collected from rookeries in the Russian Far East during the summer period 2009–2016 (samples were not identified and analyzed)

ID	Лежбище / Site	Регион Region	Год / Year								Всего Total
			2009	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	
1	о. Ионы (R) / Iony Is.	ОМ	0	0	49	0	0	0	0	0	49
3	о-ва Ямские (R) / Yamskie Is.		0	0	55	0	0	0	0	0	55
21	о. Беринга, м. Юшина Beringa Is. Yushina Cape	КС	0	0	0	10	0	0	0	0	10
5	о. Арий камень Ary Rock Is.		0	0	0	101	0	0	5	0	106
22	о. Беринга, м. Монати Beringa Is. Monati Cape		0	0	0	0	0	0	31	30	61
6	Камень Козлова (R) Kozlova Cape		0	0	0	56	29	60	47	0	192
7	б. Железная Zheleznaaya Bay		0	0	0	0	0	0	30	0	30
9	м. Кекурный Kekurny Cape		23	10	0	0	0	17	27	27	104
10	о. Анциферова (R) Antsiferova Is.		KUR	26	60	69	0	0	0	0	0
11	о. Онекотан / Onekotan Is.	KUR	0	0	0	43	0	0	0	0	43
13	о. Чиринкотан Chirinkotan Is.		0	0	0	56	0	0	0	0	56
23	Скалы Ловушки (R) Lovushky Rocks		71	0	0	0	0	0	0	0	71
14	о. Райкоке / Raikoke Is.		30	110	68	0	0	0	0	0	208
24	о. Расшуа, м. Северный Rasshua Is., Severny Cape		0	0	0	44	0	0	0	0	44
25	о. Кетой, м. Лежбищный Ketoi Is., Lezhbishchny Cape		34	0	0	18	0	0	0	0	52
16	о. Симушир, м. Ск. Красноватая / Simushir I. Krasnovataya Cape Rock		0	0	62	0	0	0	0	0	62
17	о. Симушир, м. Аронт Simushir I, Aront Cape		0	0	0	53	0	0	0	0	83
26	о. Броутона, м. Сивучий Broughton Is., Sivuchy Cape		0	0	0	42	0	0	0	0	42
19	о. Брат-Чирпоев (R) Vrat Chirpoyev Is.		31	80	68	0	0	0	0	0	179
27	Сивучий камень (западный) / Sivuchy Cape (west)	0	0	56	0	0	0	0	0	56	
20	о. Уруп, скала. Чайка Urup Is. Chaika Rock	0	0	65	0	0	0	0	0	65	
28	о. Итуруп, м. Рикорда Iturup Is. Rikorda Cape	40	0	0	0	0	0	0	0	40	
29	Скала Опасности Opasnosty Rock	JP	41	0	45	0	0	0	0	0	86
30	о. Сахалин, м. Кузнецова Sakhalin Is., Kuznetsova Cape		40	0	53	0	0	0	0	0	93
31	о. Монерон / Moneron Is.		59	0	70	0	0	0	0	0	129
Итого / All			425	260	660	423	29	77	140	57	2071

Примечание: R – репродуктивные лежбища; ОКН – Охотское море; KUR – Курильские острова; КС – Камчатка и Командорские острова; JP – Японское море / Note: R – reproductive rookery; ОКН – Sea of Okhotsk; KUR – Kuril Islands; КС – Kamchatka and the Commander Islands; JP – Japan Sea.

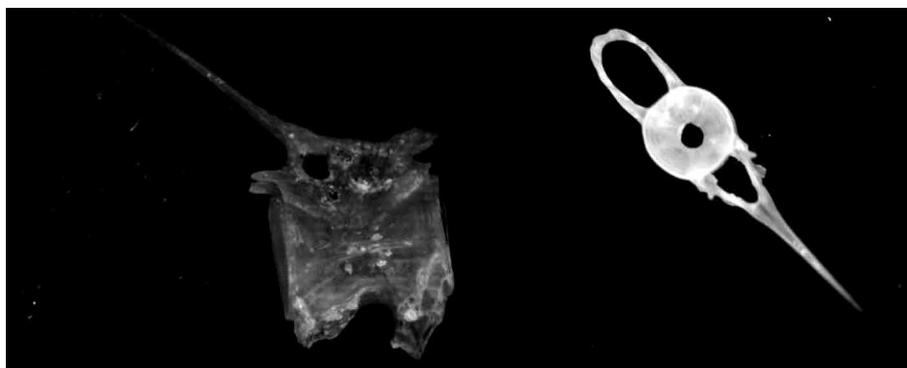


Рис. 2. Пример съёмки костной структуры в двух проекциях (Vertebrae, *Ammodytes hexapterus*)
 Fig. 2. Example of bony structure imaging in two projections (Vertebrae, *Ammodytes hexapterus*)

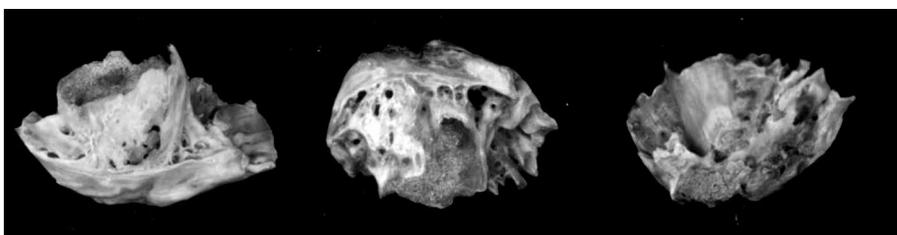


Рис. 3. Пример съёмки костной структуры в трёх проекциях (*Angular Pleurogrammus monopterygius*)
 Fig. 3. Example of bone structure imaging in three projections (*Angular Pleurogrammus monopterygius*)

цированные образцы питания были собраны в летний период 2004–2008 гг. на лежбищах сивуча вдоль побережья Азии (рис. 1, табл. 1) [11–13]. Поэтому экскременты содержали остатки наиболее характерной добычи сивуча в летнее время и только этого региона.

Специалисты-морфологи компании Pacific IDentifications Inc., Victoria, Британская Колумбия (www.pacificid.com) идентифицировали указанные непереваренные фрагменты до минимально возможного таксономического уровня. Определённые специалистами-морфологами твёрдые остатки пищи являлись материалом для настоящей работы. Просматривая набор костных структур каждого образца, морфологи выделяли наиболее характерные и идентифицируемые структуры и определяли их принадлежность к виду, роду или семейству. В каждой пробе идентифицировали только одну особь, даже если было очевидно, что кости принадлежали разным возрастным группам, все костные остатки группировали, как принадлежащие к одному объекту добычи.

В рамках нашей работы рассматривали уже идентифицированные специалистами костные структуры.

Оборудование. Для получения изображений твёрдых структур размером менее 1 см использовали многолинзовый стереомикроскоп 20X-40X с боковой настраиваемой

подсветкой и цифровую окулярную фотокамеру 3 Мп. Структуры размером больше 1 см снимали на портативный микроскоп Q-Scope 10X-40X, 180X 1.2MP со светодиодной подсветкой.

Цифровое изображение транслировалось на персональный ноутбук с использованием программного обеспечения для камер AmScope.

Методы фотосъёмки. Брали пробу, в пределах которой был предоставлен набор разделённых костей по объектам добычи. Каждый объект добычи был предоставлен набором костей с указанием названия кости в составе скелета. Помещали каждую идентифицированную структуру на чёрный фон под микроскоп и выполняли её фотосъёмку в проекциях на плоскости (рис. 2, 3). Каждому фотоснимку присваивали имя, включающее название объекта питания, название костной структуры и порядковый номер проекции для данной структуры. Примером может служить позвонок, внешний вид которого может существенно меняться в зависимости от его положения в горизонтальной плоскости. В этих случаях рассматривали две проекции – сверху и сбоку. Проекция на плоскости имела важное значение для успешной идентификации, так как в зависимости от ракурса одна и та же кость может выглядеть совершенно различно (рис. 2). Именно поэтому снимали кости во

всех проекциях, в которых кость может располагаться на горизонтальной плоскости.

Структура данных. Фотографии были структурированы по категориям «название объекта питания», «название кости», «порядковый номер проекции снимка».

Подготовка цифровых данных к обучению модели идентификации. Весь набор изображений был разделён на иерархические группы в зависимости от внешнего вида костной структуры: позвонки (Vertebra), фрагменты жабр (Gill rakers), отолиты (Otolith), клювы головоногих моллюсков (Beak), линзы глаз головоногих моллюсков (Eye lense), кости остальные (Else). Мы обработали 134 образца экскрементов, на которых были сфотографированы фрагменты 310 объектов питания. Общее число костей, снятых на 1513 снимках, составило 581 (каждая косточка может быть представлена от 1 до 3 проекций – отдельных снимков).

Архитектура модели компьютерного зрения, используемая для идентификации костных структур. Для выполнения задач идентификации и категоризации изображений использовали модель компьютерного зрения с глубоким обучением VGG16 [18]. Модель состоит из 23 слоёв и содержит 138 357 544 нейронов (табл. 3).

Наши задачи требовали изменения модели, чтобы она могла категоризировать изображения костных структур. Мы произвели обучение только последних двух слоёв модели на наборе данных с изображениями костных структур.

VGG16 является одной из наиболее широко используемых моделей глубокого обучения в области компьютерного зрения. Она была разработана в 2014 г. и зарекомендовала себя во многих задачах, связанных с обработкой изображений. Модель хорошо справляется с задачами классификации идентификации, а также сегментации

Таблица 3 / Table 3

Структура модели VGG16, используемая в обучении для идентификации костных структур
The architecture of the VGG16 model used in training to identify bone structure

Название слоя / Layer name	N	Обучение / Training
input_1 (InputLayer)	0	–
block1_conv1 (Conv2D)	1792	ImageNet
block1_conv2 (Conv2D)	36928	ImageNet
block1_pool (MaxPooling2D)	0	ImageNet
block2_conv1 (Conv2D)	73856	ImageNet
block2_conv2 (Conv2D)	147584	ImageNet
block2_pool (MaxPooling2D)	0	ImageNet
block3_conv1 (Conv2D)	295168	ImageNet
block3_conv2 (Conv2D)	590080	ImageNet
block3_conv3 (Conv2D)	590080	ImageNet
block3_pool (MaxPooling2D)	0	ImageNet
block4_conv1 (Conv2D)	1180160	ImageNet
block4_conv2 (Conv2D)	2359808	ImageNet
block4_conv3 (Conv2D)	2359808	ImageNet
block4_pool (MaxPooling2D)	0	ImageNet
block5_conv1 (Conv2D)	2359808	ImageNet
block5_conv2 (Conv2D)	2359808	ImageNet
block5_conv3 (Conv2D)	2359808	ImageNet
block5_pool (MaxPooling2D)	0	ImageNet
flatten (Flatten)	0	–
fc1 (Dense)	102764544	Train
fc2 (Dense)	16781312	Train
predictions (Dense)	–	–

Примечание: N – число параметров обучения (нейронов); ImageNet – слой не обучался, использовались веса ImageNet; Train – обученный слой; «–» – слой модели не обучался.

Note: N – number of training parameters (neurons). ImageNet – layer was not trained, ImageNet weights were used. Train – layer trained. “–” – layer was not trained.

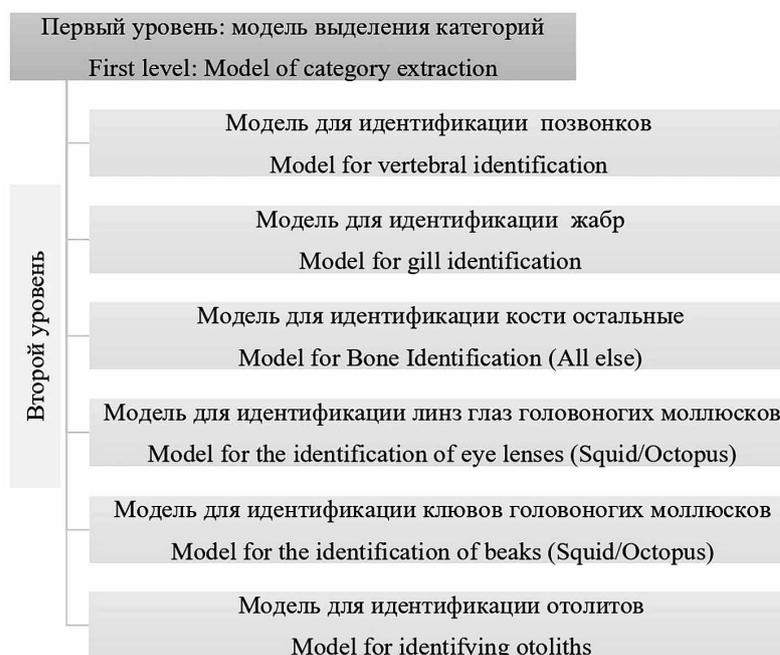


Рис. 4. Иерархия моделей компьютерного зрения на основе VGG16, используемых для идентификации костных структур
Fig. 4. Hierarchy of VGG16-based computer vision models used to identify bone structures

и детектирования объектов на изображении. Данная модель достигает высоких показателей в задачах распознавания изображений, сравнимых с человеческими [18]. Модель VGG16 была использована нами с весами, обученными на более чем 1,5 млн изображений набора данных ImageNet [22]. Этот набор изображений включает в себя основные визуальные представления окружающего мира и является одним из наиболее широко используемых наборов данных для обучения нейронных сетей. Мы заморозили веса ImageNet, обучая только 2 из 23 слоёв модели VGG16 (табл. 3).

В ходе нашего исследования мы использовали каскад моделей для идентификации костных структур на изображениях (рис. 4). Первая модель была ответственна за выделение групп костных структур первого уровня, которые состояли из шести категорий (позвонки, жабры, отолиты, клювы головоногих моллюсков, линзы глаз головоногих моллюсков, кости остальные).

Каждая модель второго уровня (рис. 4) обучалась нами идентифицировать только те остатки, которые были сгруппированы для неё. Каскад моделей второго уровня определял конкретное название кости и проекцию, в которой находилась данная костная структура.

В итоге, каскад моделей, который мы использовали, состоял из двух уровней. Первый уровень выделял группы костных структур,

а второй уровень определял конкретные костные структуры внутри этих групп до конкретного объекта питания.

Обучение. Для подготовки моделей использовался компьютер с видеокартой NVIDIA 1070. Обучение проводилось в течение 30 эпох [23]. Для предварительной подготовки данных, обучения и предсказания использовалась программная среда R (r-project.org), пакеты keras (keras.io) и tensorflow (tensorflow.rstudio.com). При обучении использовалась скорость машинного обучения $lr = 0,0001$ и снижение интенсивности после достижения плато $decay = 1^{-6}$ [24]. Использовался оптимизатор Adam, оценивающий эффективность процесса обучения [23]. Качество обучения модели оценивалось по величине валидации. Для этого отбирался набор данных, составляющий 10% от обучающего массива. Тестирование алгоритма проводилось на дополнительных 44 изображениях, не вошедших в тренировочный и валидационный наборы данных. Для улучшения эффективности обучения использовали аугментацию изображений [25] с помощью встроенных средств пакета keras. Были применены следующие приёмы: случайный поворот изображений на угол, кратный 90 градусам, зеркальное отражение изображения, изменение яркости, контрастности, масштабирование и снижение качества изображения. Обученные модели были сохранены в формате h5 [23].

Идентификации костных структур. Каждая костная структура, найденная в пробе экскремента, фотографировалась под цифровой камерой микроскопа на чёрном фоне во всех положениях, которые она принимала на горизонтальной плоскости. Набор полученных фотоснимков передавали на предсказание модели первого уровня, а сгруппированные изображения согласно результатам её предсказания использовали для моделей второго уровня. Результатом предсказания модели второго уровня являлось название кормового объекта, название костной структуры и её проекция, а также достоверность автоматической идентификации, оценённая моделью. Достоверность автоматической идентификации, оценённая моделью, распределялась пропорционально между всеми кормовыми объектами (категориями), известными модели, где 100% – полное совпадение, 0% – полное несовпадение. Для наших целей мы использовали один кормовой объект, получивший максимальный процент доверия модели, без учёта фактической величины.

Результаты полученных автоматических идентификаций сверяли с результатами, полученными ранее специалистами-морфологами. Точность идентификации морфологами принимали за 100%, так как мы не могли оценить

человеческий фактор ошибки. Смотрели соответствие видового списка и идентифицированных фрагментов. Считали число верных и неверных идентификаций относительно общего числа изображений. Точность оценивалась в процентах, как отношение количества правильных идентификаций к общему количеству кормовых объектов на снимках.

Результаты и обсуждение

В 916 образцах экскрементов сивуча специалисты-морфологи обнаружили остатки 2359 объектов добычи из 65 таксономических групп гидробионтов (табл. 4). Нами были использованы в эксперименте только 134 пробы экскрементов (14,16% от всех доступных к обработке), на которых были сфотографированы остатки 310 объектов питания (13,1% от всех доступных к обработке). Таким образом, наш эксперимент отражает лишь предварительные результаты.

Согласно результатам работ специалистов-морфологов, только 2,8% объектов питания были определены по отолитам. В большинстве случаев объекты питания идентифицируются по костям нижней части черепной коробки, жаберной дуге, позвонкам – в сумме 66,5% идентификаций. Поэтому именно эти костные структуры должны быть в центре внимания

Таблица 4 / Table 4

Основные элементы скелета объектов питания сивуча, идентифицированные в экскрементах
Main skeletal elements of Steller sea lion food items identified in feces

Элемент скелета / Body skeleton element	Категория / Category	Количество / Amount*	%
Отолит / Otolith	Otolith	66	2,8
Верхняя часть черепной коробки (за исключением отолитов) / Upper part of the cranium (excluding otoliths)	Else	55	2,3
Нижняя часть черепной коробки и верхняя челюсть (за исключением клюва) / Lower cranium and upper jaw (excluding beak)	Else	519	22,0
Подъязычная дуга / Hyoid arch	Else	252	10,7
Жаберная дуга / Gill arch	Gill rakers	576	24,4
Плечевой пояс, грудные плавники / Pectoral girdle, pectoral fins	Else	56	2,4
Тазовый пояс, брюшные плавники / Pelvic girdle, pelvic fins	Else	3	0,1
Чешуя/шипы / Scales/spikes	Else	145/76	9,4
Хвостовой плавник / Caudal fin	Else	15	0,6
Позвонки / Vertebrae	Vertebra	473	20,1
Позвоночный столб (не включая позвонки) / Vertebral column (not including vertebrae)	Else	19	0,8
Линзы глаз (кальмара, осьминога) / Eye lenses (squid, octopus)	Eye lense	14	0,6
Клювы (кальмара, осьминога) / Beaks (squid, octopus)	Beak	60	2,5
Другое / Other	Else	30	1,3
Всего / Total	All	2359	100,0

Примечание: * использован только один, наиболее идентифицируемый элемент скелета для каждого объекта питания в пробе.

Note: * only one, the most identifiable skeletal element for each food item in the sample was used.

будущих усилий по автоматизации идентификации кормовых объектов сивуча.

При обучении модели компьютерного зрения VGG16 точность, оцениваемая по набору данных валидации, составила 99% для модели категоризации (первый уровень идентификации) и значения, близкие к 100% для моделей второго уровня. Для тестирования точности идентификации использовались 44 кости, соответствующие 12 объектам питания сивуча. Результат предсказания показал, что модель первого уровня разделила костные структуры со 100% точностью (категории: позвонки, жабыры, отолиты, клювы головоногих моллюсков, линзы глаз головоногих моллюсков, кости остальные). Второй порядок моделей смог идентифицировать все фрагменты также с точностью 100%.

Наши результаты демонстрируют возможность полной и достоверной идентификации непереваренных структур с использованием моделей компьютерного зрения. Однако следует учитывать, что нами были рассмотрены только 1469 изображений для обучения и 44 фотографии различных костных структур для проверки.

При проведении автоматизированной идентификации возникает проблема определения редко регистрируемых типов костей и объектов добычи. С ростом разнообразия данных увеличивается количество категорий анализа, что может привести к снижению точности их идентификации. Для решения этой проблемы необходима дополнительная работа по расширению каталогов идентифицируемых костных останков. Однако расширение каталогов не является единственным решением проблемы. Также необходим акцентированный сбор снимков костных структур редко встречаемой добычи сивуча. Без этого изображения редко регистрируемых типов костей и видов жертв будут представлены в каталогах в меньшем количестве, что приведёт к менее точному анализу. Поэтому необходим акцентированный сбор изображений, чтобы каждый вид рыб или головоногих моллюсков имел равные шансы на идентификацию, независимо от полноты справочных каталогов – определителей.

Однако заполнить каталоги редко встречающимися объектами питания сивучей довольно сложно. Для этой цели можно использовать непереваренные твёрдые структуры, взятые из экскрементов других видов тюленей, например северного морского котика *Callorhinus ursinus* (Linnaeus, 1758), ларги *Phoca largha* (Pallas, 1811). В условиях искусственного содержания тюленей можно кормить известными видами

рыб, чтобы получить эрозированные, прошедшие через желудочно-кишечный тракт костные структуры, которые можно использовать для пополнения фотокаталогов. Такой подход позволяет получить более широкий спектр костных структур.

Модели компьютерного зрения способны идентифицировать сложно воспринимаемые визуальные различия костей, поэтому можно использовать для идентификации все доступные костные структуры. Визуальное сравнение костной структуры с референтным изображением требует значительных усилий и времени, в то время как компьютер может выполнить сопоставление и идентификацию практически мгновенно. Поэтому для автоматизированной идентификации можно использовать все твёрдые непереваренные остатки пищи, в отличие от экспертной идентификации.

Заключение

Результат нашего эксперимента показал, что современные модели глубокого обучения могут быть успешно использованы для идентификации изображений костей рыб и остатков головоногих моллюсков.

Несмотря на высокую точность моделей компьютерного зрения, которую мы наблюдали в наших экспериментах, в настоящее время они всё же не могут полностью заменить человека при идентификации объектов питания сивуча. Некоторую часть проб, особенно те, что имеют редко встречающиеся или сложные структуры, необходимо идентифицировать вручную. Точность распознавания может зависеть от особенностей конкретных костных структур. Основные категории структур, которые были успешно идентифицированы нами, включают позвонки, жабыры, отолиты, клювы головоногих моллюсков и линзы глаз головоногих моллюсков. Однако наш эксперимент не показал специфики точности идентификации в зависимости от типа кости или категории костной структуры. Причиной этого является ограниченность проб и мест сбора экскрементов в нашем исследовании, что не позволяет учесть всё разнообразие костных структур объектов питания сивуча. Эту задачу необходимо выполнить в дальнейших работах. В этом контексте, для улучшения точности идентификации и обработки более разнообразных данных, требуется расширение каталогов идентифицируемых костных останков и акцентированный сбор изображений редко встречаемых объектов питания. Для этого можно использо-

вать непереваренные структуры, полученные из экскрементов других видов тюленей или из экспериментальных образцов, полученных при искусственном кормлении известными видами рыб или головоногих моллюсков.

Работа выполнена на базе «Приморского океанариума» – филиала НИЦМБ ДВО РАН, Владивосток.

Сбор и идентификация проб выполнены при финансовой поддержке Alaska Fisheries Science Center NOAA Fisheries, Alaska SeaLife Center и North Pacific Wildlife Consulting, LLC.

References

- Burkanov V.N., Loughlin T.R. Distribution and abundance of Steller sea lions, *Eumetopias jubatus*, on the Asian coast, 1720's – 2005 // *Mar. Fish. Rev.* 2005. V. 67. No. 2. P. 1–62.
- Steller sea lion decline: is it food II / Eds. D. DeMaster, S. Atkinson. Univ. Alaska Sea Grant, AK-SG-02-02. Fairbanks, AK, 2002. 80 p.
- Imler R.H., Sarber H.R. Harbor seals and sea lions in Alaska. *Spec. Sci. Rep. No. 28.* Washington, D.C.: U.S. Fish Wildl. Serv., 1947. 22 p.
- Mathisen O.A., Baade R.T., Lopp R.J. Breeding habits, growth and stomach contents of the Steller sea lion in Alaska // *J. Mammal.* 1962. V. 43. No. 4. P. 469–477. doi: 10.2307/1376909
- Thorsteinson F.V., Lensink C.J. Biological observations of Steller sea lions taken during an experimental harvest // *J. Wildl. Manage.* 1962. V. 26. No. 4. P. 353–359. doi: 10.2307/3798011
- Panina G.K. On the diet of Steller sea lions and seals in the Kuril Islands // *Izvestiya TINRO.* 1966. V. 58. P. 235–236 (in Russian).
- Perlov A.S. Feeding of Steller sea lions in the Kuril Islands // *Ekologiya.* 1975. No. 4. P. 106–108 (in Russian).
- Sinclair E.H., Zeppelin T.K. Seasonal and spatial differences in diet in the western stock of Steller sea lions (*Eumetopias jubatus*) // *J. Mammal.* 2002. V. 83. No. 4. P. 973–990. doi: 10.1644/1545-1542(2002)083<0973:SASDID>2.0.CO;2
- Waite J.N., Burkanov V.N. Steller sea lion feeding habits in the Russian Far East, 2000–2003 // *Sea lions of the world* / Eds. A.W. Trites, S.K. Atkinson, D.P. DeMaster, L.W. Fritz, T.S. Gelatt, L.D. Rea, K.M. Wynne. Alaska Sea Grant College Program, Anchorage, 2006. P. 223–234. doi: 10.4027/SLW.2006.16
- Trites A.W., Joy R. Dietary analysis from fecal samples: how many scats are enough? // *J. Mammal.* 2005. V. 86. No. 4. P. 704–712. doi: 10.1644/1545-1542(2005)086[0704:DAFFSH]2.0.CO;2
- Usatov I.A., Burkanov V.N. Summer diet of Steller sea lion in the Russian Far East, 2004–2008 // *Biosfera.* 2021. V. 14. No. 1. P. 8–28 (in Russian). doi: 10.24855/biosfera.v14i1.646
- Usatov I.A., Burkanov V.N., Tokranov A.M. Steller sea lion feeding ecology in the vicinity of cape Kozlova rookery, Eastern Kamchatka // *Biosfera.* 2022. V. 14. No. 3. P. 200–212 (in Russian). doi: 10.24855/biosfera.v14i3.680
- Usatov I.A., Tokranov A.M., Trukhanova I.S., Burkanov V.N. Steller sea lion diet in the Eastern Kamchatka // *Trudy VNIRO.* 2021. V. 185. P. 57–67 (in Russian). doi: 10.36038/2307-3497-2021-185-57-67
- Angermueller C., Pärnamaa T., Parts L., Stegle O. Deep learning for computational biology // *Mol. Syst. Biol.* 2016. V. 12. No. 7. Article No. 878. doi: 10.15252/msb.20156651
- Ronneberger O., Fischer P., Brox T. U-net: Convolutional networks for biomedical image segmentation // *International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention.* Springer, Cham, 2015. P. 234–241. doi: 10.1007/978-3-319-24574-4_28
- Khryashchev V., Larionov R., Ostrovskaya A., Semenov A. Modification of U-Net neural network in the task of multichannel satellite images segmentation // *IEEE East-West Design & Test Symposium (EWDTS).* Batumi, Georgia, 2019. P. 1–4. doi: 10.1109/EWDTS.2019.8884452
- Falk T., Mai D., Bensch R., Çiçek Ö., Abdulkadir A., Marrakchi Y., Böhm A., Deubner J., Jäckel Z., Seiwald K., Dovzhenko A., Tietz O., Dal Bosco C., Walsh S., Saltukoglu D., Tay T.L., Prinz M., Palme K., Simons M., Diester I., Brox T., Ronneberger O. U-Net: deep learning for cell counting, detection, and morphometry // *Nat. Methods.* 2019. V. 16. No. 1. P. 67–70. doi: 10.1038/s41592-018-0261-2
- Simonyan K., Zisserman A. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition // *3rd International Conference on Learning Representations (ICLR 2015).* San Diego, 2015. P. 1–14. doi: 10.48550/arXiv.1409.1556
- Iglovikov V., Mushinskiy S., Osin V. Satellite imagery feature detection using deep convolutional neural network: A kaggle competition [Internet resource] <https://arxiv.org/abs/1706.06169> (Accessed: 16.01.2024).
- Do N.T., Jung S.T., Yang H.J., Kim S.H. Multi-level Seg-Unet model with global and patch-based X-ray images for knee bone tumor detection // *Diagnostics (Basel).* 2021. V. 11. No. 4. Article No. 691. doi: 10.3390/diagnostics11040691
- Li R., Liu W., Yang L., Sun S., Hu W., Zhang F., Li W. DeepUNet: A deep fully convolutional network for pixel-level sea-land segmentation // *IEEE J. Sel. Top. Appl. Earth Obs. Remote Sens.* 2018. V. 11. No. 11. P. 3954–3962. doi: 10.1109/JSTARS.2018.2833382
- Krizhevsky A., Sutskever I., Hinton G.E. ImageNet classification with deep convolutional neural networks // *Commun. ACM.* 2017. V. 60. No. 6. P. 84–90. doi: 10.1145/3065386
- Chollet F., Allaire J.J. *Deep Learning with R.* New York: Manning Publications Co. LLC, 2018. 416 p.
- Ruder S. An overview of gradient descent optimization algorithms. 2017 [Internet resource] <https://arxiv.org/abs/1609.04747> (Accessed: 16.01.2024).
- Shorten C., Khoshgoftaar T.M. A survey on Image Data Augmentation for Deep Learning // *J. Big Data.* 2019. V. 6. No. 1. Article No. 60. doi: 10.1186/s40537-019-0197-0