

ГИБРИДНАЯ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНАЯ СИСТЕМА ОЦЕНКИ ЭМОЦИОНАЛЬНОГО СОСТОЯНИЯ ПОЛЬЗОВАТЕЛЯ

В. А. Головки, А. А. Крощенко

Брестский государственный технический университет, г. Брест

Введение. В последнее время увеличивается количество процессов, которые автоматизируются с помощью интеллектуальных систем и которые зачастую не могли быть автоматизированы с приемлемым качеством ранее. На производстве появилась возможность уменьшить участие человека в процессе контроля качества продукции [1], в медицине подобные системы используются для анализа медицинских изображений, в транспортной отрасли помогают осуществлять визуальный контроль соблюдения ПДД и управлять автономными транспортными средствами.

Особую ценность приобретают системы, способные к продуцированию новых знаний, а сочетание коннекционистических и символических подходов в ИИ дает интеллектуальной системе особые свойства.

Преимущество искусственных нейронных сетей заключается в том, что они могут работать с неструктурированными данными. Главный же недостаток – это отсутствие понятной человеку обратной связи, которую можно было бы назвать цепочкой рассуждений, т. е. можно сказать, что искусственные нейронные сети (ИНС) работают по принципу “черного ящика”.

Символический ИИ основан на символическом (логическом) рассуждении. Такой ИИ позволяет решать проблемы, которые могут быть формализованы, и играет важную роль в человеческих знаниях. Однако он не предназначен для работы с неструктурированными данными.

Таким образом, грамотная комбинация этих подходов позволит выполнять трансформацию неструктурированных данных в знания.

В данной работе описана реализация гибридной интеллектуальной системы на базе нейросимволического ИИ [2], основанной на интеграции различных моделей ИНС [3], решающих задачи детекции и распознавания, с базой знаний, построенной на основе онтологического подхода. При этом база знаний (БЗ) получает возможность взаимодействия с ИНС как с промежуточным анализатором, агентом, результаты работы которого используются для последующего семантического анализа.

Постановка задачи. В общем виде задачу, решаемую разрабатываемой системой, можно сформулировать следующим образом: имеется видеопоток, который необходимо обрабатывать одновременно различными моделями распознавания, результаты распознавания подвергаются семантическому анализу для принятия различных решений в будущем. Важным аспектом здесь является поддержка расширяемого списка действующих моделей, что дает системе большую адаптивность. В частном виде задача конкретизируется назначением нейросетевых моделей, которые в ней используются. В нашем случае осуществляется анализ эмоционального состояния пользователя, на основании этого могут быть сформулированы требования к разрабатываемой системе:

1. Система должна уметь идентифицировать лицо человека из списка из-

вестных ей лиц.

2. Система должна уметь определять факт появления неизвестного ей человека и добавлять его к списку известных ей лиц.
3. Система должна выполнять оценку эмоционального состояния человека в кадре и соответствующим образом реагировать.
4. Система должна накапливать статистическую информацию о людях, появлявшихся перед камерой и их эмоциональном состоянии.

Структура системы. Общая структура системы представлена на рис. 1.

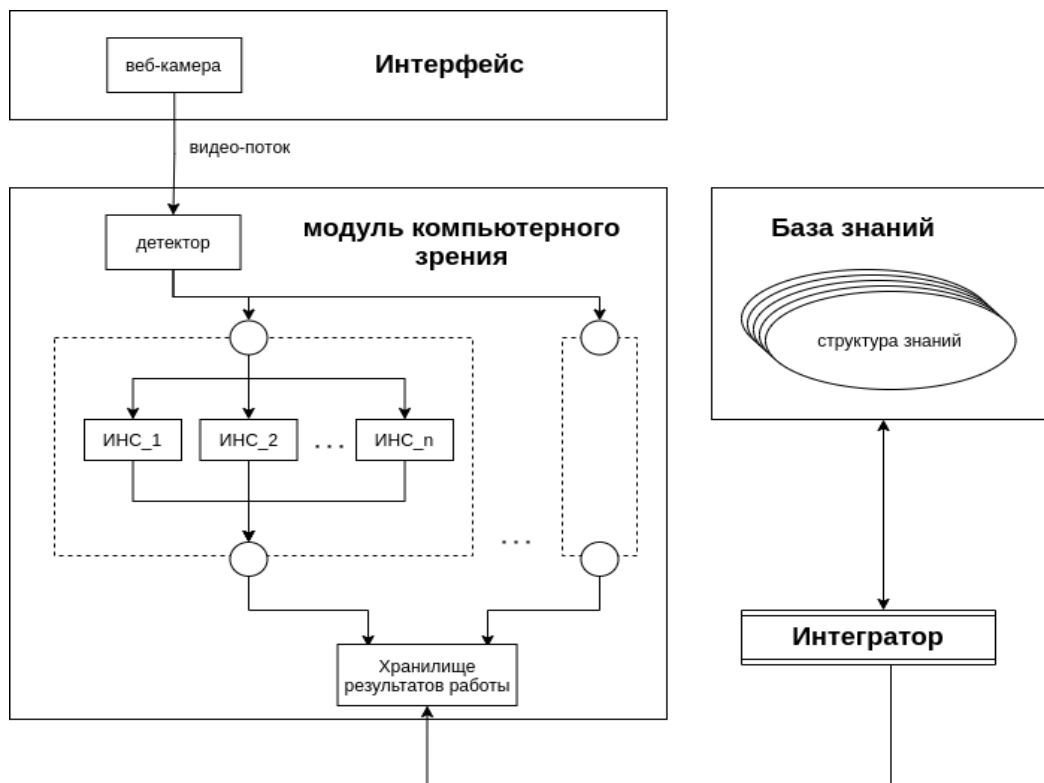


Рисунок 1 – Общая структура системы

Разработанная система состоит из следующих частей:

- 1) интерфейс, который в самом простом случае может быть представлен камерой, видеопоток с которой передается модулю компьютерного зрения;
- 2) модуль компьютерного зрения, в котором осуществляется разбиение входного видеопотока на отдельные кадры, их распознавание имеющимися нейросетевыми моделями (модели идентификации и распознавания эмоций) и передача полученных результатов распознавания интегратору знаний;
- 3) интегратор знаний, который формирует необходимые конструкции из результатов распознавания и помещает сформированные знания в базу знаний;
- 4) база знаний, в которой хранятся знания о предметных областях решаемых системой задач распознавания, указания на нейросетевые модели, решающие эти задачи, а также результаты распознаваний;
- 5) решатель задач, который в базе знаний производит семантический анализ результатов распознавания.

Модуль компьютерного зрения состоит из модулей:

1. Детекции лица. Данный модуль решает задачу обнаружения лиц в кадре. В составе модуля используется модель MTCNN.
2. Модуль идентификации. Нужен для распознавания обнаруженного лица. Для реализации используется метод FaceNet с базовой нейросетевой моделью ResNet.
3. Модуль распознавания эмоций. Определяет превалирующую эмоцию для обнаруженного лица в кадре. Для реализации используется модель eXnet.

Для реализации семантической части системы используется технология OSTIS [11].

В рассматриваемой реализации нейросимволического модуля диалоговой системы применяются логические правила для генерации некоторых стандартных ответов системы на сообщения собеседника. Эти правила используют такие знания, как идентификация собеседника и его текущая эмоция. На рисунке 2 представлен фрагмент такого правила в упрощенном виде для наглядности (в реальной системе подобные правила имеют более сложную спецификацию).

Смысл правила следующий: если системе пришло сообщение приветствия от пользователя, у которого была распознана эмоция грусти и имя которого система знает, то нужно ответить на это сообщение приветствием с обращением по имени и спросить причину грусти.

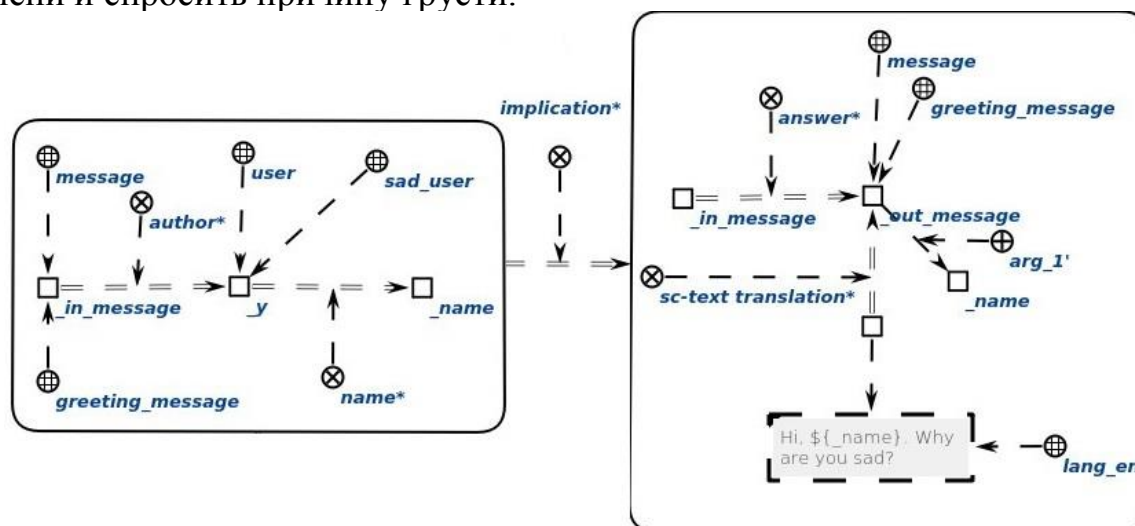


Рисунок 2 – Пример логического правила, использующего результат распознавания эмоции пользователя

Заключение. В настоящее время все больше исследователей задумывается над конвергенцией различных направлений и подходов в области искусственного интеллекта. Этот новый и определенно многообещающий виток позволит использовать преимущества различных, независимых ветвей искусственного интеллекта при решении практических задач любой сложности, а достигаемая при этом синергия усилит эффект каждой из составляющих технологий.

Реализованная система для оценки эмоционального состояния является примером такого соединения различных направлений ИИ. Интеграция нейросетевого и семантического подходов позволяет системе не только являться распознавателем каких-либо событий, но и накапливать знания, сформированные в процессе взаимодействия с пользователем, а затем использовать их для реализации последующего диалога с ним.

Авторы благодарят за помощь в работе и ценные замечания научный кол-

лектив кафедры интеллектуальных информационных технологий Белорусского государственного университета информатики и радиоэлектроники, в частности Голенкова В. В., Шункевича Д. В., Ковалева М. В.

Список литературы

1. Golovko, V. Neuro-Symbolic Artificial Intelligence: Application for Control the Quality of Product Labeling / V. Golovko, A. Kroshchanka, M. Kovalev, V. Taberko, and D. Ivaniuk // 2020 International Conference on Open Semantic Technologies for Intelligent Systems. – 2020. – P. 81–101.
2. Besold, T. Neural-symbolic learning and reasoning: A survey and interpretation / T. Besold, A. d'Avila Garcez, S. Bader, H. Bowman, P. Domingos, P. Hitzler, K. Kuehnberger, L. Lamb, D. Lowd, P. Lima, L. de Penning, G. Pinkas, H. Poon, G. Zaverucha // <https://arxiv.org/pdf/1711.03902.pdf> (accessed 2021, Sep).
3. Golovko, V. Integration of artificial neural networks and knowledge bases // V. Golovko, V. Golonkov, V. Ivashenko, V. Taberko, S. Ivaniuk, A. Kroshchanka, M. Kovalev // In: Open semantic technologies for designing intelligent systems (OSTIS2018): materials of the International Science and Technology Conf. Minsk, February 15-17, 2018). – Minsk: BSUIR, 2018. – P. 133–145.
4. Golenkov, V. Methods and tools for ensuring compatibility of computer systems / V. Golenkov, N. Guliakina, I. Davydenko, and A. Ereemeev // In Otkrytye semanticheskie tekhnologii proektirovaniya intellektual'nykh system [Open semantic technologies for intelligent systems]. – Minsk: BSUIR, 2019. – P. 25–52.

УДК 004.93'1

НЕЙРОННАЯ СЕТЬ U-NET ДЛЯ СЕМАНТИЧЕСКОЙ СЕГМЕНТАЦИИ ИЗОБРАЖЕНИЙ СЕЛЬСКОХОЗЯЙСТВЕННОЙ РАСТИТЕЛЬНОСТИ

А. А. Дудкин¹, С. В. Шелег²

¹ОИПИ НАН Беларуси, Минск, Беларусь, *e-mail*: ganchenko@lsi.bas-net.by,

²ООО «БСВТ – новые технологии», Минск, Беларусь,
e-mail: sergey.sheleg@hotmail.com

Семантическая сегментация является составной частью решения задач распознавания сельскохозяйственной растительности различного типа, для ее решения широкое применение находят искусственные нейронные сети. Выбор той или иной архитектуры сети зависит от характеристик исходных изображений (размерности и разрешающей способности, в первую очередь) и сложности задачи семантической сегментации (типа предиката, описывающего сегменты, и количество классов разбиений). В данной работе рассматривается задача сегментации изображения земной поверхности на два класса: «растительность» и «почва». По результатам анализа следует отметить перспективность применения для двухклассового распознавания сверточной нейронной сети (СНС) U-Net. Она имеет простую архитектуру и, как следствие, малое потребление ресурсов в работе и при обучении – даже при небольшой обучающей выборке достигаются приемлемые по качеству результаты.

Материалами для исследований явились фотографии экспериментального участка поля, засаженного картофелем, выполненные с высоты 5, 15, 50 и 100 метров (827 снимков разрешением 3474×2314 пикселей). Наблюдению подвергались 3 группы растений: зараженные инфекционной болезнью *alternaria* и