

кривых. Безопасность оценивается по формуле  $B=S/l$ , где  $l$  – длина отрезка, а  $S$  – площадь. Чем меньше значение  $B$ , тем более безопасным является движение робота с точки зрения возможных столкновений и необратимой потери маршрута. Безопасность движения может быть также охарактеризована величиной граничного расстояния – максимального расстояния, на которое робот может удалиться от черной линии в рамках выполнения поставленной задачи. В большинстве случаев это расстояние не превышает ширины корпуса робота. Для определения площади  $S$  применен теоретический подход на основе использования интегрального исчисления.

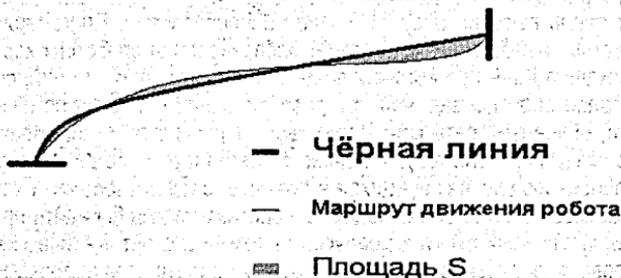


Рисунок 3 – Схематическое изображение маршрута робота, черной линии и площади образованной этими кривыми

Критерием оценки эффективности робота также является отношение скорости его движения с учетом задержек на перекрестках к скорости движения по прямой черной линии. В проведенных экспериментах это отношение составило 4 см/с / 5.5 см/с или 0.28.

Дальнейшее развитие алгоритма направлено на более эффективную обработку данных, поступающих от оптических датчиков, для получения более качественного изображения линии.

#### ЛИТЕРАТУРА

1. Склипус Д.Б. Робот SRS. [http://www.prorobot.ru/nauka/Sklipus\\_Robot\\_System.doc](http://www.prorobot.ru/nauka/Sklipus_Robot_System.doc) 23/12/2008.
2. Юревич Е. Основы робототехники. – СПб.: BHV, 2005. – 416 с.
3. Вильямс Д. Программируемые роботы. – М.: ИТ Пресс, 2006. – 240 с.
4. Склипус Д.Б. Микроконтроллерная лаборатория: сб-к тезисов по секции «Информатика» Междунар. конф. «VI Колмогоровские чтения». – Москва, 2006. – С. 26.

УДК 004.8.032.26

Войцехович Г. Ю.

Научный руководитель: д.т.н., профессор Головкин В.А.

#### НЕЙРОСЕТЕВЫЕ МЕТОДЫ РАСПОЗНАВАНИЯ ЧЕЛОВЕКА ПО ИЗОБРАЖЕНИЮ ЛИЦА

**Введение.** Каждый человек обладает рядом уникальных биометрических характеристик, таких как изображение сетчатки глаза, узор радужной оболочки, отпечатки пальцев, голос, лицо и прочие. Часть из этих характеристик успешно используется для идентификации человека в криминалистике или при решении задач контроля доступа [1]. Методы, основанные на применении биометрических параметров, имеют множество преимуществ по сравнению с традиционными, такими как ключ, пароль и др., которые можно подделать, забыть или потерять. Однако имеется и ряд недостатков. Один из них заключается в том, что сравнение полученных биометрических параметров с имеющимися в базе данных является весьма сложной и трудоемкой задачей. Вторым недостатком – сложность собственно получения характеристик. До сих пор задача идентификации че-

ловека по изображению лица остается не решенной на 100%, и, ввиду ее сложности, можно с уверенностью говорить о том, что в ближайшее время она будет оставаться весьма актуальной.

### ПРЕИМУЩЕСТВА НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

Одним из способов частичного решения проблемы поиска человека по изображению лица в имеющейся базе данных является использование нейронных сетей. Такой подход, так же как и абсолютно все существующие методы, не дает 100%-ной гарантии правильной идентификации человека по его фотографии. Тем не менее, нейронные сети обеспечивают очень высокие результаты при распознавании. Благодаря их обобщающим способностям, нейросетевые системы распознавания способны корректно проводить идентификацию даже при наличии возрастных изменений, эмоций, очков и пр., что является наиболее сложной задачей при распознавании человека по изображению лица. Кроме того, обученная сеть мгновенно выдает результаты при подаче на нее изображения, что позволяет использовать такие системы в режиме реального времени, например, для поиска людей, находящихся в розыске, с использованием камер наблюдения в местах массового скопления. Подобные системы могли бы найти применение также на таможенных и иных пунктах пропуска (в том числе автоматических), где по изображению человека, полученному в данный момент с фото- или видеокamеры, осуществлялся бы поиск в предварительно сформированной базе данных. Использование подобных систем может значительно облегчить работу сотрудников таможенных пунктов пропуска и повысить ее качество в связи с устранением влияния психологического состояния (усталости и других факторов) сотрудника на результаты его работы. Кроме того, использование таких систем может полностью заменить человека при контроле доступа к какому-либо объекту.

### ОБЩАЯ СТРУКТУРА СИСТЕМЫ РАСПОЗНАВАНИЯ

В статье описывается система распознавания лиц, основанная на применении нейронных сетей, реализация которой проводилась в среде Borland C++ Builder.

Все изображения подвергаются предварительной обработке, которая включает в себя поворот фотографии, выделение области лица, масштабирование, а также перевод изображения в градации серого, приведение среднего значения яркости к единому значению и расширение гистограммы для покрытия всего диапазона от 0 до 255. Общая структура системы распознавания лиц представлена на рис. 1.

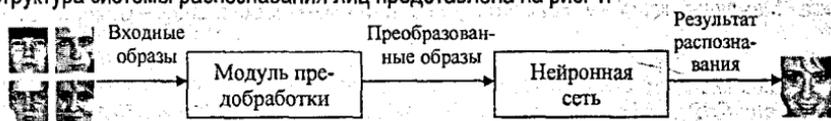


Рис. 1 – Общая структура системы распознавания образов

Преобработка необходима для устранения влияния условий съемки на результаты работы нейронной сети. В случае непроведения вышеперечисленных этапов обработки изображений, сеть в большей степени осуществляет сравнение не по биологическим параметрам, а по яркости изображений, углу поворота и пр., что, естественно, приводит к некорректным результатам распознавания. В связи с этим необходимо отметить, что для достижения наилучших результатов работы системы необходимо использовать фотографии только одного ракурса. Сеть чувствительна к изменениям ракурса и с большой степенью вероятности может выдавать ошибочные результаты при значительном отклонении углов съемки используемого в обучающей выборке и подаваемого для распознавания изображений. Для устранения этого ограничения можно помещать в обучающую выборку для каждого человека несколько фотографий с различными ракурсами [2].

После проведения предобработки, изображения размером 40x45 пикселей подаются на входы нейронной сети. В качестве основы системы распознавания была выбрана многослойная нейронная сеть, или многослойный персептрон, содержащий 1 скрытый слой [3].

Для уменьшения времени обучения многослойного персептрона был реализован алгоритм выделения главных компонент с использованием рециркуляционной нейронной сети [4], а также, как альтернативный вариант, – алгоритм дискретного косинусного преобразования для получения коэффициентов низкочастотной составляющей, содержащей наибольшее количество информации.

### РЕЗУЛЬТАТЫ ЭКСПЕРИМЕНТОВ

Эксперименты проводились с использованием изображений лиц из общедоступных баз данных BioID, ORL и YaleFaces в сочетании с собственными фотографиями, полученными с цифрового фотоаппарата. Таким образом, тестирование системы осуществлялось на изображениях, полученных в условиях, максимально приближенных к условиям потенциального применения системы, т.е. использовались фотографии из разных баз данных, полученные с различных камер, в различных условиях освещения. Кроме того, люди фотографировались в различных эмоциональных состояниях, а также с очками или без них.

Результаты экспериментов, проведенных на единственной многослойной нейронной сети, сведены в таблицу 1.

Таблица 1 – Результаты экспериментов

	Время обучения и процент распознавания на незнакомых образах при использовании	
	20 образов	50 образов
Многослойный персептрон	2 мин; 100%	29 мин; 94%
Рециркуляционная сеть + многослойный персептрон	1,5 мин; 100%	22 мин; 90%
Косинусное преобразование + многослойный персептрон	1,5 мин; 100%	8 мин; 84%

**Заключение.** В целом, можно сделать вывод, что представленные методы распознавания лиц весьма эффективны. Необходимо лишь правильно подобрать и обработать входные образы. В таком случае будет обеспечена устойчивая и адекватная работа системы. В связи с этим наиболее перспективным направлением в дальнейшей работе по данной теме представляется более тщательная обработка изображений, возможно, с выделением ключевых точек, что позволит задавать наиболее информативные области и точки лица, уменьшить количество нейронов входного слоя, а, следовательно, улучшить работу системы с большими объемами данных.

В данной статье были приведены результаты тестирования системы, основанной на единственной многослойной нейронной сети. Корректность работы этой сети обратно пропорциональна количеству лиц в обучающей выборке, т.е. сеть имеет предел. Для многих задач число запоминаемых сетью лиц окажется недостаточным. В таких случаях можно использовать ансамбль многослойных нейронных сетей, что позволит расширить число запоминаемых системой лиц до необходимой величины.

### ЛИТЕРАТУРА

1. Самаль Д.И., Старовойтов В.В. Подходы и методы распознавания людей по фото-портретам. – Минск: ИТК НАНБ, 1998. – 54 с.
2. K. Madani. Modular and self-organizing connectionist systems: toward higher level intelligent functions // International Scientific Journal of Computing. – 2006. – Vol. 5, Issue 2. – P. 6-17.
3. Головкин В.А. Нейронные сети: обучение, организация и применение: учеб. пособие для вузов / Общая ред. А.И. Галушкина. – М.: ИПРЖР, 2001. – Кн. 4 – 256 с.
4. E. Oja. Principal components, minor components and linear networks // Neural Networks. – 1992. – Vol. 5. – P. 927-935.