

IMAGE RECOGNITION BY DISCRETE WAVELET TRANSFORM AND DECISION TREE METHOD⁷

Assoc. Prof. Ivelina Balabanova, PhD

Department of Communications Equipment and Technologies,
Technical University of Gabrovo, Bulgaria

Tel.: +359 89 664 0473

E-mail: ivstoeva@abv.bg

Chief Assist. Prof. Georgi Georgiev, PhD

Department of Communications Equipment and Technologies,
Technical University of Gabrovo, Bulgaria

Tel.: +359 88 752 2029

E-mail: givanow@abv.bg

Eng. Kristina Sidorova, PhD Student

Department of Communications Equipment and Technologies,
Technical University of Gabrovo, Bulgaria

Tel.: +359 89 881 5465

E-mail: kris_1981@mail.bg

Abstract: The paper summarizes the performance analysis results of a developed approach for processing and recognizing biometric facial images using Discrete Wavelet Transform (DWT) and Decision Tree (DT) techniques. Haar, Coiflets, Biorthogonal and Symplets wavelet feature extraction procedures were performed using a modeled GUI modeled in LabVIEW platform. Based on the DWTs applications, a complex of Approximation and Detail coefficients were obtained. Immediately before the training phase of DT-based classification models, an importance assessment and ranking of the included wavelet coefficients in the input dataset was conducted. Cross-validation and Resubstitution analytical techniques were applied in the performance evaluation phase of the generated categories Decision trees in reduction pruning levels in STATITICA software. An optimal architecture for multivariate decision making "Tree 4" with the most suitable parameterization for recognition of the test facial images with an accuracy of 91.325 % has been established.

Keywords: Face Recognition, Wavelet Transform, CART Training, Decision Tree, Cross-Validation, Resubstitution.

ВЪВЕДЕНИЕ

Дървото на решенията е един от най-ефективните и широко приложими способности на машинно обучение за многовариантен избор на решение при дейности с класификационни и регресионни задачи. Функционалността му се базира на редица алгоритми като сред най-често използваните са:

- C4.5;
- CART;
- Iterative Dichotomiser 3 (ID3), ID4;
- Chi-Squared Automatic Interaction Detection (CHAID);
- Conditional Interface Trees;
- Random Forest;
- Gradient Boosted Decision Trees;
- Rotation Forest;

⁷ Докладът е представен на 25 октомври 2024 г. в секция „Комуникационна и компютърна техника“ с оригинално заглавие на български език: РАЗПОЗНАВАНЕ НА ИЗОБРАЖЕНИЯ ЧРЕЗ ДИСКРЕТНА УЕЙВЛЕТ ТРАНСФОРМАЦИЯ И МЕТОД ДЪРВО НА РЕШЕНИЯТА

- J-48graft;
- J48;
- Decision Stump (Mienye, I., & Jere, N., 2016; Shah, T., Khan, M., Ali, M., Khan, B., & Idress, N., 2018; Huynh-Cam, T., Chen, L., & Le, H., 2021; Ersoy, E., Albey, E., & Kayis, E., 2020).

По отношение на спектъра от области на приложение могат да бъдат маркирани с по-висока значимост, както следва:

- Медицина – при диагностициране на заболявания;
- Бизнес и финанси – кредитиране, фондова борса;
- ИКТ и WEB – детектиране на прониквания, неоторизиран достъп, нарушения в структурата на статични и динамични Интернет страници;
- Енергийна ефективност при проектиране на сграден фонд;
- Индустрия – контрол на качеството, проектиране на интелигентни превозни средства и управление на трафика (Talekar, B., & Agrawal, S., 2020; Zhang, Z., 2021; Sharma, H., & Kumar, S., 2013; Mittal, K., Khanduja, D., & Tewari, P., 2017; Gupta, B., Rawat, A., Jain, A., Arora, A., & Dhami, N., 2017).

В доклада е предложен подход за адаптиране на метод Дърво на решенията с обучение по CART алгоритъм при диагностициране и разпознаване на изображения след предварителни процедури за цифрова обработка на изображения (Digital Image Processing) с приложение на двумерна дискретна уейвлет трансформация (Discrete Wavelet Transform, DWT) при интеграция в системи за сигурност с лицева автентификация на потребители с различни йерархични нива на достъп.

ИЗЛОЖЕНИЕ

Извличане на информативни признаци при обработка на изображения с прилагане на DWT подходи в LabVIEW

Използвайки технологията на визуално програмиране и графичен език G е моделиран графичен потребителски интерфейс (Graphical User Interface, GUI) за прилагане на подбрани категории дискретни уейвлет трансформации върху тестови лицеви изображения, представени на Фиг. 1.

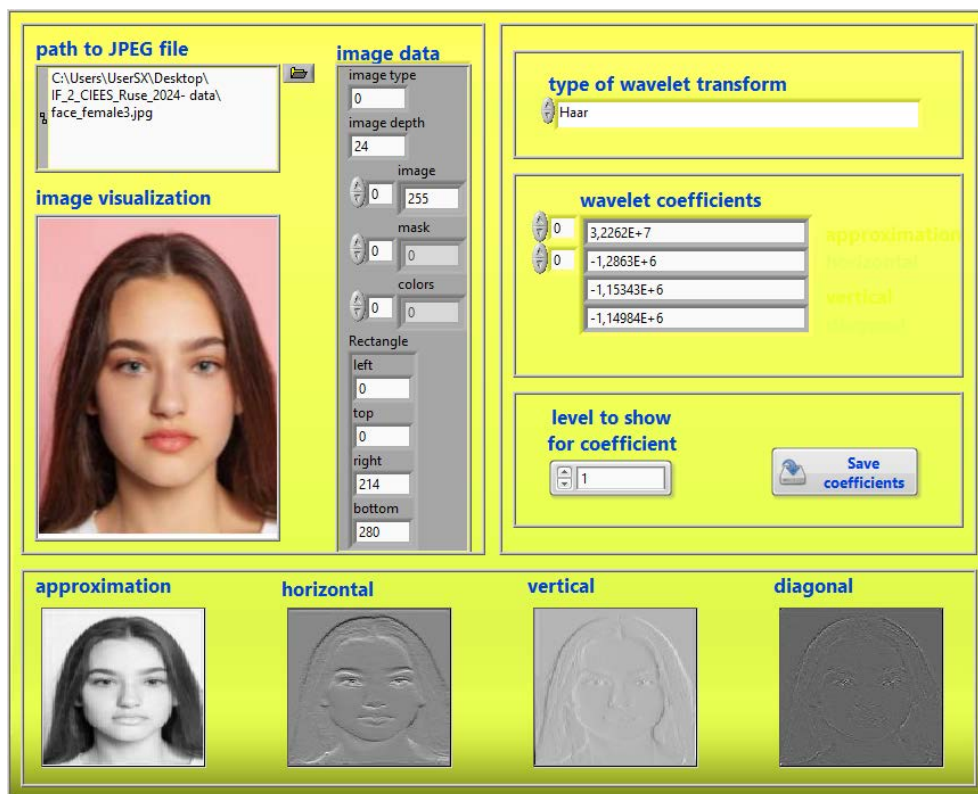


Фиг. 1. Тестови изображения – обект на лицево разпознаване –
а) Person № 1; б) Person № 2; в) Person № 3; г) Person № 4

Предният панел на интерфейса, показан на Фиг. 2, се състои от модули за:

- Избор, визуализация и генериране на спецификация на анализираните двумерни RGB изображения;

- Задаване и прилагане върху конкретно изображение на специфична категория трансформация с възможност за избор между Haar – “haar”, Coiflets – “coif2”, Biorthogonal – “bior2_2”, Symplets – “sym2” DWT;
- Извеждане на придобитите Approximation “cA”, Detail хоризонтални “cH”, вертикални “cV”, диагонални “cD” уейвлет коефициенти в числов вид и графична интерпретация, както и тяхното съхраняване и натрупване с файлова организация в различни формати (Notepad, Excel и т.н.).



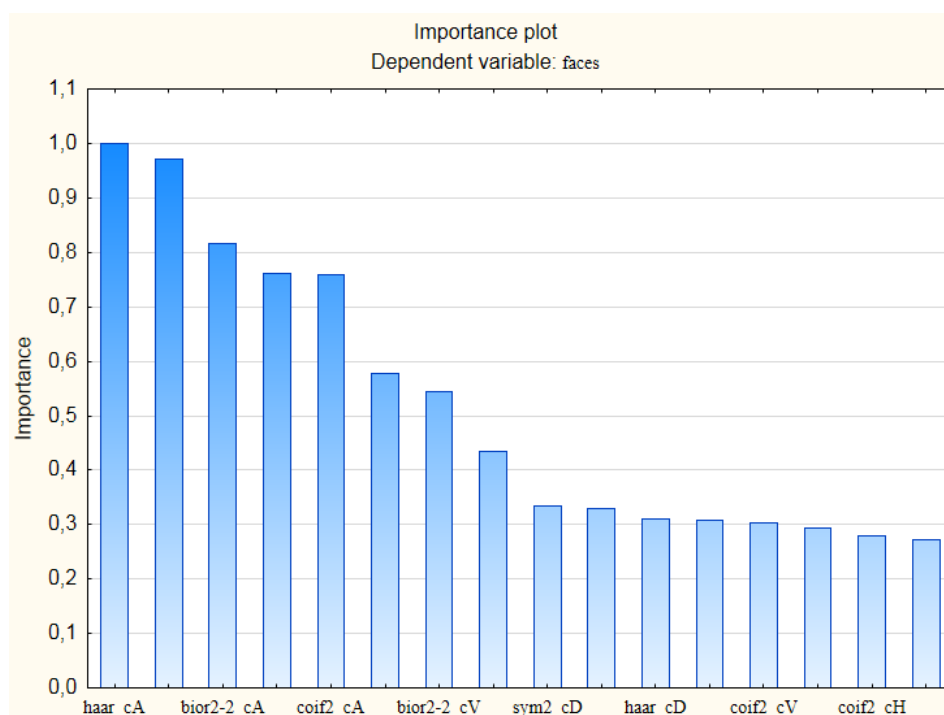
Фиг. 2. Преден панел на интерактивно приложение за извличане на характеристики при обработка на 2D RGB изображения с интеграция на Discrete Wavelet Transform

Обучение, синтез и верификация на модели за многовариантен избор на решение като аналитични инструменти за лицева диагностика в програмна среда STATISTICA

В резултат от последователното скриптово изпълнение на категории Haar, Coiflets, Biorthogonal Symplets DWTs бяха извлечени серии от “cA, cH, cV и cD” коефициенти, включени в общ набор от 16 информативни признака, предназначени за обучение и верификация на модели за лицево разпознаване. В качеството на аналитичен инструмент за целта беше внедрен метод Decision Tree при заложено обучение посредством CART алгоритъм. Едно от основните преимущества на метода на машинното обучение е провеждането на процедури по предварителна диагностика на „Степента на значимост“ спрямо направената оценка на включените информативни признаци за всяка от указаните уейвлет трансформации. Резултатите от анализа на значимостта и направеното ранкиране на 16^{-те} извлечени независими предсказващи променливи, асоциирани с метрика от нула до сто процента, са систематизирани на Фиг. 3. Най-висока “Rank 100 / Importance 1.000000” и най-ниска оценка “Rank 27 / Importance 0.273095” са получили съответно признаци “haar_cA” и “bior2-2_cH”.

Dependent variable: faces		
Options: Categorical response, Tree number 4		
Variable	rank	Importance
haar_cA	100	1,000000
sym2_cA	97	0,970314
bior2-2_cA	82	0,815171
haar_cV	76	0,761856
coif2_cA	76	0,758347
sym2_cV	58	0,577587
bior2-2_cV	55	0,545214
haar_cH	44	0,435271
sym2_cD	34	0,335152
sym2_cH	33	0,328440
haar_cD	31	0,309572
bior2-2_cD	31	0,306857
coif2_cV	30	0,302802
coif2_cD	29	0,293869
coif2_cH	28	0,278935
bior2-2_cH	27	0,273095

a)



б)

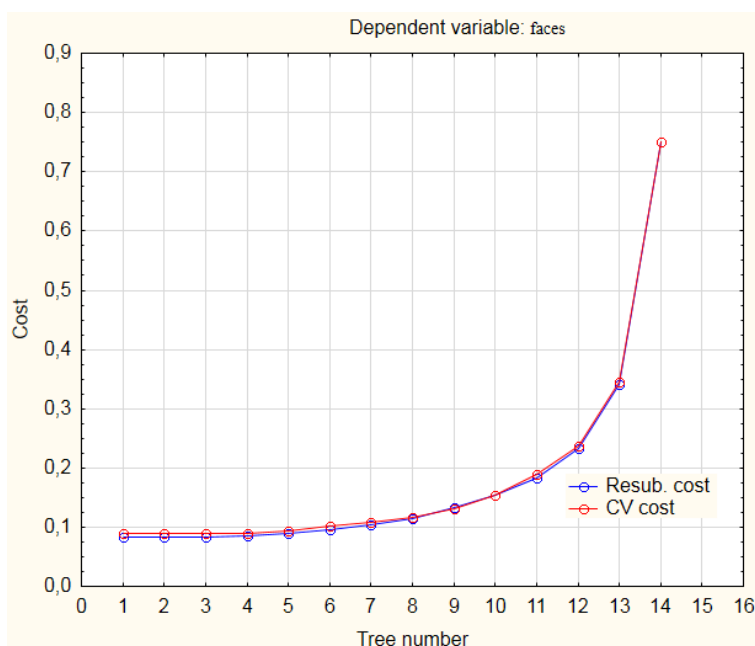
Фиг. 3. Интерпретация при ранкиране според оценка на значимостта на независимите предсказващи променливи, включени като атрибути във формирания входен информационен набор: а) числова интерпретация; б) графична интерпретация

Следващата фаза от изследванията след ранкиране на независимите предсказващи променливи се състои в построяването на серия от DT-базирани класификационни модели за избор на решение и анализ на ефективността на разпознаване при манипулации с подходите “Cross-validation” и “Resubstitution” на Фиг. 4. Процесите са насочени към оценка по отношение на генерирана базисна архитектура и последователно формиране на следващи модели след премахване на детерминирано количество структурни възли. Цялостните дейности се свързват със създаване на общо 14 класификационни модела – първият, от които съдържа 22 крайни възела на решение; ... структура “Tree 7” е изградена от редуциран състав от 9 ... и последният класификационен модел е съставен от едва един външен възел. Фиг. 4 онагледява числовата и графичната интерпретация на изменението на „Частта на некоректни класификации“ при двата дефинирани подхода за оценка на качеството “CV Cost” и “Resubstitution Cost”. При двата способа е наблюдавана близка

тенденция на експоненциално изменение от плавно до повишаващо се нарастване на споменатите метрики. Във връзка с първоначално генерираната структура, представена на Фиг. 5 а), е постигната точност от Крос-валидиране (CV Accuracy) 90.975 % и от Ресубституция (Resubstitution Accuracy) 91.750 %. След това се премина към редуциране до структура със съдържание на 6 крайни възела – модел “Tree 2” на Фиг. 5 б), където бяха регистрирани CV Accuracy = 91.000 % и Resubstitution Accuracy = 91.675 %.

Dependent variable: faces Optimal tree denoted by *					
	Terminal nodes	CV cost	CV std. error	Resubstitution cost	Node complexity
Tree 1	22	0,090250	0,004531	0,082500	0,000000
Tree 2	16	0,090000	0,004525	0,083250	0,000125
Tree 3	14	0,089500	0,004514	0,083750	0,000250
*Tree 4	12	0,088750	0,004496	0,084750	0,000500
Tree 5	11	0,093250	0,004598	0,089250	0,004500
Tree 6	10	0,102750	0,004801	0,095750	0,006500
Tree 7	9	0,107500	0,004898	0,103750	0,008000
Tree 8	8	0,117250	0,005087	0,114250	0,010500
Tree 9	7	0,130750	0,005330	0,133750	0,019500
Tree 10	6	0,154500	0,005715	0,154250	0,020500
Tree 11	5	0,189750	0,006200	0,183000	0,028750
Tree 12	4	0,236250	0,006716	0,232250	0,049250
Tree 13	3	0,344250	0,007512	0,340750	0,108500
Tree 14	1	0,750000	0,006847	0,750000	0,204625

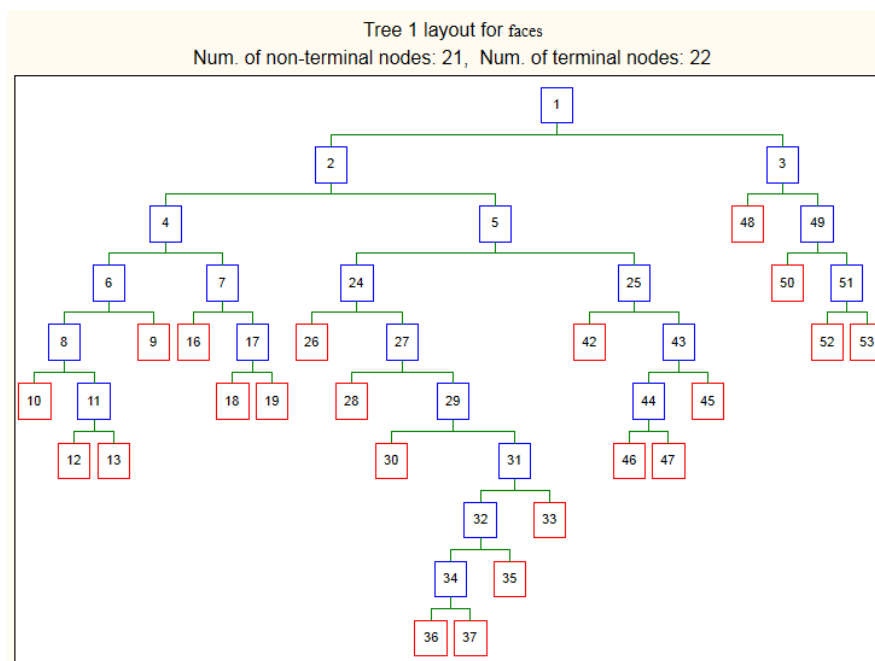
а)



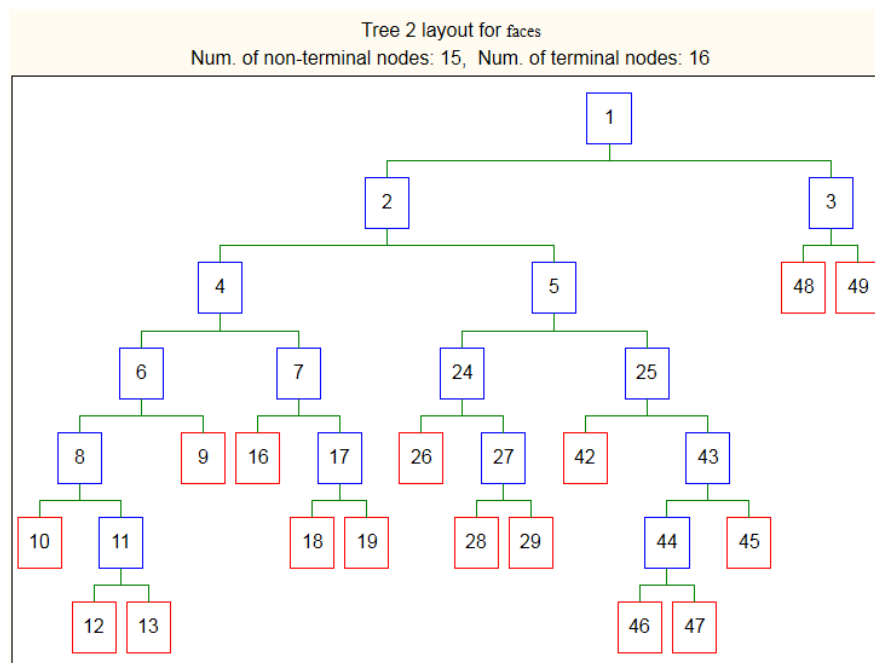
б)

Фиг. 4. Интерпретация при оценяване на ефективността на генерираните DT класификационни модели за лицево разпознаване с прилагане на Крос-валидиране и Ресубституция: а) числова интерпретация; б) графична интерпретация

Изборът на краен класификационен модел за лицева диагностика по метода Дърво на решенията е съобразен и проведен спрямо изискването за оптималност между два основни показателя, респективно „Максимална класификационна точност“ и „Максимално редуциран състав на градивните структурни възли“.



a)



б)

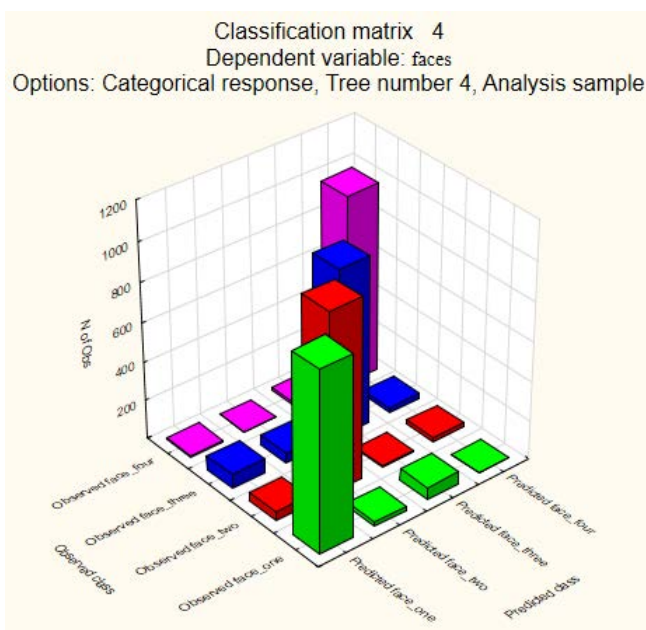
Фиг. 5. Генерирани DT-базирани модели за лицева диагностика: а) “Tree 1”; б) “Tree 2”

Според представените резултати, поставеното изискване е удовлетворено при модел “Tree 4”, показан на Фиг. 6 а). Относно синтезирания модел бяха констатирани точности от Крос-валидация и Ресубституция, респективно 91.125 % и 91.525 %. Установената оптимална DT-базирана архитектура е създадена на основата на следните информативни признаци, съответно “haar_cA”, “coif2_cA”, “haar_cV”, “sym2_cV”, “bior2-2_cV”. Въведена е метрика „Приблизително очаквана точност при процедурна верификация с нови еталони, неучастващи в процесите на обучение и тестване“, равняваща се на 91.325 %. Допълнителни статистически данни относно изходните резултати в категориален формат, генерирани от всеки възел в структурата на намерения оптимален модел за многовариантен избор на решение, са дадени на Фиг. 6 б).

Фиг. 7 а) показва широк спектър от специфични метрики във връзка с „количественото и процентното разпределение на съвкупността коректно / некоректно класифицирани информационни еталони“, „класификационната точност / чувствителност“, „класификационната прецизност“ по изходни групи. Регистрирани са 914, 918, 856 и 973 еталона с правилно определена принадлежност, които съответстват на постигната точност 91.40 %, 91.80 %, 85.60 % и 97.30 %, в последователно изброен ред на обработваните тестови изображения. Констатираните еквиваленти на метрика „прецизност“ от първа към последна класификационна група са 87.72 %, 92.63 %, 90.58 % и 95.73 %. Графична интерпретация на класификационната матрица, разглеждаща съотношението „наблюдавани или заложили при обучение“ спрямо „получени прогнозни резултати“ за принадлежност при приложение на селектираната архитектура за многовариантен избор на решение, е представена на Фиг. 7 б).

Classification matrix 4 Dependent variable: faces Options: Categorical response, Analysis sample						
	Observed	Predicted face one	Predicted face two	Predicted face three	Predicted face four	Row Total
Number	face_one	914	23	62	1	1000
Column Percentage		87.72%	2.32%	6.56%	0.10%	
Row Percentage		91.40%	2.30%	6.20%	0.10%	
Total Percentage		22.85%	0.57%	1.55%	.3%	25.00%
Number	face_two	48	918	10	24	1000
Column Percentage		4.61%	92.63%	1.06%	2.35%	
Row Percentage		4.80%	91.80%	1.00%	2.40%	
Total Percentage		1.20%	22.95%	0.25%	0.60%	25.00%
Number	face_three	73	47	856	24	1000
Column Percentage		7.01%	4.74%	90.58%	2.35%	
Row Percentage		7.30%	4.70%	85.60%	2.40%	
Total Percentage		1.83%	1.18%	21.40%	0.60%	25.00%
Number	face_four	7	3	17	973	1000
Column Percentage		0.67%	0.30%	1.80%	95.21%	
Row Percentage		0.70%	0.30%	1.70%	97.30%	
Total Percentage		0.18%	.7%	0.43%	24.32%	25.00%
Count	All Groups	1042	991	945	1022	4000
Total Percent		26.05%	24.77%	23.63%	25.55%	

а)



б)

Фиг. 7. Интерпретация на матрицата на коректни и некоректни класификации за синтезирания DT-базиран модел за лицева автентификация: а) числова; б) графична

Височината на матричните стълбове се асоциира с процентния дял на коректно класифицираните еталони от информационната извадка. Аналогично, това са матричните елементи по диагонал, показващи най-висока и най-ниска степен на коректно класифицирани данни, респективно при анализ на изображения, принадлежащи на Person № 4 и Person № 3.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Предложеният подход, съчетаващ един от основните инструменти за компресиране на изображения – Discrete Wavelet Transform, и метод на машинно обучение – CART Decision Tree, постига удовлетворяващи нива на ефективност при лицево разпознаване. Това дава основание за допълване на набора от анализирани 24-битови RGB изображения с други обекти на лицева диагностика при очаквана аналогична успеваемост. В бъдеще се планира въвеждане на нови уейвлет подходи при процедурите по извличане на информативни признаци и алгоритми за обучение при построяване на архитектури за многовариантен избор на решение. Друг аспект се свързва с внедряването на аналитични инструменти на основата на изкуствен интелект по отношение на запазване и повишаване на достоверността на резултатите от разпознаването. В съществен етап от изследванията се предвижда интеграция в системи за мониторинг на физическия достъп и оторизацията до електронни ресурси при корпоративни клиенти от разнородни области на бизнеса и индустрията.

REFERENCES

- Ersoy, E., Albey, E., & Kayis, E. (2020). *A CART-based Genetic Algorithm for Constructing Higher Accuracy Decision Trees*. XIth International Conference on Data Science, Technology and Applications, 7th-9th July 2020, Online Streaming.
- Gupta, B., Rawat, A., Jain, A., Arora, A., & Dhami, N. (2017). *Analysis of Various Decision Tree Algorithms for Classification and Data Mining*. International Journal of Computer Applications, 163(8), pp. 15-19.
- Huynh-Cam, T., Chen, L., & Le, H. (2021). *Using Decision Trees and Random Forest Algorithms to Predict and Determinate Factors Contributing to First-year University Students' Learning Performance*. MDPI Algorithms, 14(318), pp. 1-17.
- Mienye, I., & Jere, N. (2016). *A Survey of Decision Trees: Concepts, Algorithms and Applications*. IEEE Access, vol. 4, pp. 1-15.
- Mittal, K., Khanduja, D., & Tewari, P. (2017). *An Insight into Decision Tree Analysis*. World Wide Journal of Multidisciplinary Research and Development, 3(12), pp. 111-115.
- Shah, T., Khan, M., Ali, M., Khan, B., & Idress, N. (2018). *CART, J-48graft, J48, Decision Stump and Random Forest: a Comparative Study*. University of Swabi Journal, 2(1), pp. 1-6.
- Sharma, H., & Kumar, S. (2013). *A Survey on Decision Tree Algorithms of Classification in Data Mining*. International Journal of Science and Research, 5(4), pp. 2094-2097.
- Talekar, B., & Agrawal, S. (2020). *A Detailed Review on Decision Tree and Random Forest*. Bioscience Biotechnology, Research Communications, 13(14), pp. 245-248.
- Zhang, Z. (2021). *Applications of the Decision Tree in Business Field*. Advances in Economics, Business and Management Research, 203, pp. 926-929.