

## АНАЛИЗ ВЛИЯНИЯ УЛУЧШЕНИЯ ИЗОБРАЖЕНИЙ ПРИ НИЗКОМ ОСВЕЩЕНИИ НА ОБНАРУЖЕНИЕ И РАСПОЗНАВАНИЕ ЛИЦ

ҚОНЫСБАЙ Н.Т.\* , ЖУМАДИЛЛАЕВА А.К. 

\*Қонысбай Нұрқұйса Талғатұлы - Магистрант, Astana IT University, г. Астана, Казахстан.

E-mail: [242696@astanait.edu.kz](mailto:242696@astanait.edu.kz), <https://orcid.org/0009-0006-6204-9848>

Жумадилаева Айнура Канадиловна – Кандидат технических наук, ассоциированный профессор, Школа программной инженерии, Astana IT University, г. Астана, Казахстан.

E-mail: [Ainur.Zhumadillayeva@astanait.edu.kz](mailto:Ainur.Zhumadillayeva@astanait.edu.kz), <https://orcid.org/0000-0003-1042-0415>

**Аннотация.** В данной статье представлен анализ влияния улучшения изображений, полученных в условиях низкой освещенности, на результаты обнаружения и распознавания лиц. Для оценки рассматриваемого вопроса использовалась база Extended Yale Face Database B, содержащей лицевые изображения с различными условиями освещения и вариациями позы. Сравнение проводилось для трех вариантов, включающих исходные изображения, а также изображений после обработки методами Zero-DCE++ и EnlightenGAN. Оценка выполнялась последовательно и включала анализ результатов обнаружения лиц, определение числа изображений пригодных для последующего распознавания, а также расчет показателей идентификации в замкнутом множестве классов. Для более полного сравнения использовались два режима оценки, отдельно на множествах допустимых изображений для каждого метода обработки и на общем множестве изображений присутствующем во всех сравниваемых методах. Результаты показали, что улучшение изображений увеличивает количество успешно обнаруженных лиц и изображений пригодных для распознавания. Также выявлено, что различия между сравниваемыми методами сохраняются и при анализе на общем наборе изображений, что указывает о влиянии обработки не только на этап обнаружения, но и на итоговые показатели идентификации. Эти результаты могут быть полезны при разработке систем распознавания лиц, предназначенных для работы в условиях низкой освещенности.

**Ключевые слова:** распознавание лиц, обнаружение лиц, улучшение изображений при низкой освещенности, условия низкой освещенности, идентификация в замкнутом множестве.

### Введение

Обнаружение и распознавание лиц применяются в задачах видеонаблюдения, контроля доступа, биометрической идентификации и анализа изображений. Однако при недостаточном освещении эффективность таких систем снижается. Низкая яркость, пониженный контраст, шум и цветовые искажения затрудняют выделение лицевой области и отрицательно влияют на последующие этапы обработки, включая геометрическое выравнивание лица и извлечение признаков для распознавания [1]. В исследованиях по улучшению изображений при низкой освещенности (*low-light image enhancement, LLIE*) эти факторы рассматриваются как причины ухудшения как визуального качества изображения, так и его пригодности для последующей обработки [2].

В последние годы исследования LLIE в значительной степени сосредоточены на методах глубокого обучения. В обзорах выделяются несколько основных направлений, включая методы на основе декомпозиции, методы без эталонного изображения и непарные генеративно-состязательные методы [3, 4]. Вместе с тем улучшение изображения не следует рассматривать как автоматическое средство повышения качества распознавания. Отмечается, что визуально более качественное изображение не всегда обеспечивает лучшие результаты в прикладных задачах, поскольку предварительная обработка может изменять локальные текстуры, контуры и шумовую структуру изображения [3-5].

Для систем анализа лиц это имеет практическое значение, поскольку ошибки на ранних этапах ограничивают возможность выполнения последующей обработки. Если лицо не обнаружено, дальнейшее выравнивание, извлечение признакового вектора и сравнение с

эталонными изображениями становятся невозможными. Современные методы обнаружения и распознавания лиц, включая RetinaFace, ArcFace и MobileFaceNets, показывают высокие результаты на стандартных наборах данных, однако не устраняют проблему деградации входных изображений при низкой освещенности [6-8]. Отдельное направление исследований связано с обнаружением лиц в условиях низкой освещенности. Так, в работе HLA-Face предложен подход к адаптации представлений для обнаружения лиц в темных сценах [9]. В исследовании Unsupervised Face Detection in the Dark рассматривается перенос детектора, обученного в условиях нормального освещения, в область низкой освещенности без использования размеченных темных изображений [10]. Эти исследования подтверждают, что обнаружение лиц в темных сценах является самостоятельной задачей и не может рассматриваться как простое применение стандартных детекторов без дополнительной адаптации.

Несмотря на значительное число работ по улучшению изображений при низкой освещенности, в литературе сравнительно редко рассматривается совместное влияние такой предварительной обработки на обнаружение и распознавание лиц в рамках одной схемы эксперимента. При этом не всегда разделяются два эффекта: увеличение числа изображений, пригодных для дальнейшего анализа после этапа обнаружения, и возможное изменение качества сопоставления лицевых признаков на одном и том же наборе изображений.

Цель исследования состоит в анализе того, как улучшение изображений при низкой освещенности влияет на результаты обнаружения лиц и последующего распознавания. Для этого сопоставляются три условия обработки изображения, а качество распознавания оценивается как на отдельных множествах допустимых изображений для каждого условия, так и на их общем пересечении. Это позволяет отделить эффект расширения числа пригодных изображений от изменения качества распознавания на одних и тех же образцах.

#### **Материалы и методы исследования**

В работе использовалась Extended Yale Face Database B - контролируемая база изображений лиц, содержащая вариации освещения и позы. Согласно стандартному описанию, база включает 16 128 изображений 28 субъектов [11]. Метаданные каждого изображения содержали идентификатор субъекта, идентификатор снимка, обозначение позы и параметры направления источника света. В частности, использовались два угловых параметра:  $A$  - азимутальный угол источника света относительно лица и  $E$  - угол его возвышения.

Для сравнения были сформированы три экспериментальных условия: исходные изображения без предварительной обработки; изображения после улучшения методом Zero-DCE++; изображения после улучшения методом EnlightenGAN. В обоих случаях улучшение выполнялось для всего набора входного изображения до этапа обнаружения лица. Такая последовательность позволяла оценить влияние обработки не только на визуальные свойства изображения, но и на обнаружение лица, геометрическое выравнивание и распознавание.

Модель Zero-DCE++ был выбран как подход к улучшению изображений при низкой освещенности, не требующий парных изображений при обучении. Его основой является оценивание кривых преобразования яркости с использованием специальных функций потерь без необходимости сопоставления изображения, полученного при низкой освещенности, с соответствующим изображением при нормальном освещении [12, 13]. Модель EnlightenGAN рассматривался как генеративно-состязательный подход к улучшению изображений при низкой освещенности, также не использующий заранее сопоставленные пары изображений; в его основе лежат состязательная схема обучения, механизм внимания и перцептивные ограничения [14].

Для обнаружения лиц использовался детектор RetinaFace-500MF, который определяет ограничивающую рамку лица и лицевые ориентиры в рамках одностадийной схемы локализации [6]. Для распознавания применялась модель MBF@WebFace600K из пакета buffalo\_sc. Согласно документации библиотеки InsightFace, пакет buffalo\_sc объединяет детектор RetinaFace-500MF и

распознаватель MBF@WebFace600K [15]. Обозначение MBF связано с архитектурным семейством MobileFaceNet, разработанным для задач верификации и распознавания лиц на вычислительно ограниченных устройствах [8].

После успешного обнаружения лицо выравнивалось по пяти опорным точкам и приводилось к стандартному размеру  $112 \times 112$  пикселей. Затем для каждого изображения вычислялся вектор признаков, или эмбединг. Сопоставление изображений выполнялось на основе косинусной схожести между векторами признаков эталонного и проверочного изображений. Если через  $\mathbf{g}_i \in \mathbb{R}^d$  обозначить вектор признаков эталонного изображения (*gallery*)  $i$ -го субъекта, а через  $\mathbf{p}$  вектор признаков проверочного изображения (*probe*), то косинусное сходство определялась следующим выражением:

$$s(\mathbf{p}, \mathbf{g}_i) = \frac{\mathbf{p}^\top \mathbf{g}_i}{\|\mathbf{p}\| \|\mathbf{g}_i\|}$$

Чем больше значение  $s(\mathbf{p}, \mathbf{g}_i)$ , тем более близкими считались соответствующие лицевые представления.

Для построения оценки использовалось разбиение данных на эталонную выборку и проверочную выборку. Эталонная выборка формировалась один раз по исходным метаданным и затем оставалась неизменной для всех сравниваемых условий. Для каждого субъекта выбиралось одно эталонное изображение. Предпочтительным считалось изображение, удовлетворяющее условиям: фронтальная поза, нулевой азимутальный угол освещения и нулевой угол возвышения источника света. При его отсутствии применялось фиксированное правило выбора, основанное на близости позы и параметров освещения к стандартным условиям. После формирования эталонной выборки остальные допустимые изображения данного субъекта относились к проверочной выборке.

После формирования эталонной выборки все остальные допустимые изображения соответствующего субъекта относились к проверочной выборке. Обозначим через  $G = \{g_1, g_2, \dots, g_{28}\}$  множество эталонных изображений, а  $P_m$  множество проверочных изображений, успешно прошедших обработку в  $m$ -м экспериментальном условии. Тогда распознавание для каждого изображения  $\mathbf{p} \in P_m$  сводилось к поиску такого эталонного изображения  $g_i$ , для которого значение косинусного сходства является максимальным:

$$\hat{i} = \arg \max_i s(\mathbf{p}, \mathbf{g}_i).$$

Распознавание оценивалось в двух вариантах. В первом варианте каждое экспериментальное условие анализировалось на собственном множестве проверочных изображений (*per-method evaluation*), успешно прошедших все этапы обработки. Во втором варианте использовались только те проверочные изображения, которые были успешно обработаны при всех сравниваемых условиях (*strict intersection evaluation*). Если множества пригодных проверочных изображений для различных условий обозначить как  $P_1, P_2, P_3$ , то общее множество определялось следующим образом:

$$P_\cap = P_1 \cap P_2 \cap P_3$$

На этапе обнаружения лиц оценивались следующие показатели: число изображений, на которых лицо было успешно обнаружено,  $N_{\text{det}}$ ; число изображений, на которых обнаружение лица не удалось,  $N_{\text{fail}}$ ; а также доля успешных обнаружений  $R_{\text{det}} = \frac{N_{\text{det}}}{N}$ , где  $N$  - общее число

изображений, поступивших на этап обнаружения. Дополнительно учитывалось соотношение  $N = N_{\text{det}} + N_{\text{fail}}$ .

На этапе распознавания задача рассматривалась как задача идентификации в замкнутом множестве классов (*closed-set identification*). Это означает, что каждое изображение из проверочной выборки сравнивалось со всеми образцами эталонной выборки, после чего формировался упорядоченный список кандидатов по убыванию значения косинусного сходства. В качестве основных показателей использовались характеристика накопленного совпадения (*cumulative matching characteristic, CMC*), а также точность первого ранга (*Rank-1*) и пятого ранга (*Rank-5*). Характеристика накопленного совпадения на ранге  $k$  определялась как доля проверочных изображений, для которых правильная идентичность присутствовала среди первых  $k$  позиций ранжированного списка:

$$\text{CMC}(k) = \frac{1}{L} \sum_{j=1}^L \mathbf{1}(r_j \leq k),$$

где  $L$  - число изображений проверочной выборки,  $r_j$  - ранг, на котором для  $j$ -го изображения проверочной выборки находится правильное соответствие из эталонной выборки, а  $\mathbf{1}(r_j \leq k)$  - индикаторная функция, определяемая следующим образом:

$$\mathbf{1}(r_j \leq k) = \begin{cases} 1, & \text{если } r_j \leq k, \\ 0, & \text{если } r_j > k. \end{cases}$$

Соответственно, точность первого и пятого рангов вычислялась как  $\text{Rank-1} = \text{CMC}(1)$ ,  $\text{Rank-5} = \text{CMC}(5)$ .

В расчет показателей распознавания включались только те изображения, которые успешно прошли предшествующие этапы обработки, то есть обнаружение лица и последующее геометрическое выравнивание.

### Результаты и их обсуждение

Оценка проводилась на 16 128 изображений, входящих в используемую версию набора данных. На первом этапе были проанализированы результаты обнаружения лиц для исходных изображений и двух вариантов улучшения: Zero-DCE++ и EnlightenGAN. Для исходного набора число изображений с успешным обнаружением лица составило 15 717, что соответствует доле успешных обнаружений 0,974516. Число изображений, на которых лицо обнаружить не удалось, составило 411. Для изображений, обработанных методом Zero-DCE++, число успешных обнаружений достигло 16 077, а доля успешных обнаружений 0,996838; число неуспешных обнаружений составило 51. Для изображений, обработанных методом EnlightenGAN, было получено 16 070 успешных обнаружений при доле 0,996404, тогда как число изображений без обнаруженного лица составило 58 (см. табл. 1). Таким образом, в обоих вариантах улучшения наблюдалось увеличение числа изображений, успешно прошедших этап обнаружения лица, по сравнению с исходным условием.

Таблица 1 - Результаты обнаружения лиц на полном массиве из 16 128 изображений.

Метод	Число изображений	Число успешно обнаруженных лиц	Доля успешных обнаружений	Число неуспешных обнаружений
Original	16 128	15 717	0,974516	411
Zero-DCE++	16 128	16 077	0,996838	51
EnlightenGAN	16 128	16 070	0,996404	58

Далее оценивалось число проверочных изображений, пригодных для последующего распознавания после предварительной обработки, обнаружения и геометрического выравнивания (см. табл. 2). В исходном варианте число таких изображений составило 15 689. После применения Zero-DCE++ оно увеличилось до 16 049, то есть на 360 изображений, а после EnlightenGAN до 16 042, то есть на 353 изображения относительно исходного варианта. Эти данные согласуются с результатами этапа обнаружения и показывают, что предварительное улучшение изображения изменяет число образцов, включаемых в этап распознавания.

Таблица 2 - Число пригодных проверочных изображений после предварительной обработки, обнаружения и выравнивания.

Метод	Число пригодных проверочных изображений	Изменение относительно Original
Original	15 689	0
Zero-DCE++	16 049	360
EnlightenGAN	16 042	353

На следующем этапе были рассчитаны показатели идентификации в замкнутом множестве классов для случая, когда каждый метод оценивался на собственном множестве пригодных проверочных изображений (см. табл. 3). Для исходного условия точность первого ранга составила 0,994710, а точность пятого ранга - 0,997897 при числе проверочных изображений 15 689. Для Zero-DCE++ соответствующие значения составили 0,999751 и 0,999813 при числе проверочных изображений 16 049. Для EnlightenGAN эти показатели были равны 0,999626 и 0,999875 при числе проверочных изображений 16 042. Следовательно, в режиме отдельной оценки оба метода предварительного улучшения сопровождались более высокими значениями ранговых показателей по сравнению с исходным вариантом. Вместе с тем в данном случае сравниваются не полностью совпадающие множества проверочных изображений.

Таблица 3 - Показатели идентификации в замкнутом множестве классов при отдельной оценке по каждому методу.

Метод	Rank-1	Rank-5	Число проверочных изображений
Original	0,99471	0,997897	15 689
Zero-DCE++	0,999751	0,999813	16 049
EnlightenGAN	0,999626	0,999875	16 042

Для устранения влияния различий в составе проверочной выборки была проведена дополнительная оценка на общем множестве пересечения, то есть на тех изображениях, которые были успешно обработаны во всех условиях (см. табл. 4). Размер этого множества составил 15 689 изображений. Для исходного условия точность первого ранга составила 0,994710, а точность пятого ранга - 0,997897. Для Zero-DCE++ обе величины достигли 1,000000. Для EnlightenGAN точность первого ранга составила 0,999936, а точность пятого ранга - 1,000000. Это показывает, что различия между условиями сохраняются и при сравнении на одном и том же наборе изображений.

Таблица 4 - Показатели идентификации в замкнутом множестве классов на общем множестве пересечения.

Метод	Rank-1	Rank-5	Число проверочных изображений
Original	0,99471	0,997897	15 689
Zero-DCE++	1	1	15 689
EnlightenGAN	0,999936	1	15 689

Для более детального сопоставления результатов идентификации на общем множестве

пересечения была построена кривая накопленного совпадения (СМС) (см. рис. 1). Для Zero-DCE++ и EnlightenGAN кривая практически достигает единичного уровня уже на первых рангах, тогда как для исходных изображений рост характеристики происходит более постепенно. На ранге 1 значение для исходного условия составляет 0,994710, для EnlightenGAN - 0,999936, для Zero-DCE++ - 1,000000. На ранге 5 для исходного условия получено 0,997897, тогда как для обоих методов улучшения значение достигает 1,000000. Эти данные согласуются с результатами табл. 4 и указывают на уменьшение числа случаев, в которых правильная идентичность занимает более низкие позиции ранжированного списка.

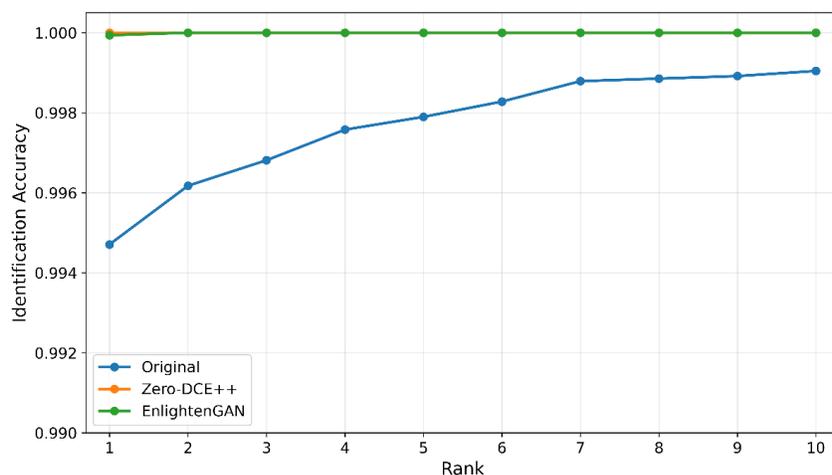


Рисунок 1. Кривая накопленного совпадения (СМС) на общем множестве пересечения для исходного варианта, Zero-DCE++ и EnlightenGAN

Дополнительно была рассмотрена зависимость точности первого ранга от угла возвышения источника света  $E$  на общем множестве пересечения (см. рис. 2). Для исходных изображений значение Rank-1 изменяется по диапазону углов  $E$ , причем минимальное значение наблюдается при  $E = 90^\circ$  и составляет 0,973684. Это указывает на зависимость качества идентификации от вертикального направления освещения в исходном условии.

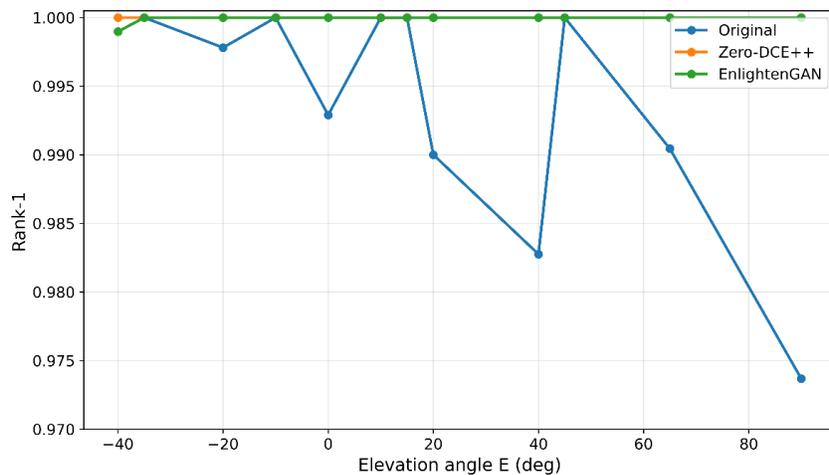


Рисунок 2. Зависимость точности первого ранга от угла возвышения источника света  $E$  на общем множестве пересечения

Для изображений после предварительного улучшения эта зависимость выражена в меньшей степени. В случае Zero-DCE++ на всех рассмотренных значениях угла  $E$  показатель Rank-1 равен 1,000000. Для EnlightenGAN отклонение от 1,000000 отмечено только при  $E = -40^\circ$ , где Rank-1 составляет 0,999032, тогда как на остальных рассмотренных значениях угла сохраняется единичное значение. Это указывает на то, что улучшение изображения ослабляет зависимость качества идентификации от вертикального направления освещения, по крайней мере на рассматриваемом множестве изображений.

Полученные результаты показывают, что улучшение изображений при низком освещении следует рассматривать не только как средство повышения визуальной различимости деталей, но и как фактор, влияющий на пригодность изображения для последующего биометрического анализа. Прежде всего это проявляется на этапе обнаружения лица: если предварительная обработка повышает вероятность успешной локализации лица, то увеличивается и число изображений, доступных для распознавания.

Вместе с тем рост итоговых метрик распознавания не следует трактовать однозначно. Улучшение результатов при отдельной оценке каждого условия может быть обусловлено не только изменением качества сопоставления лицевых признаков, но и тем, что после предварительного улучшения в анализ включается больше изображений, ранее исключённых из-за неуспешного обнаружения лица. По этой причине использование второй оценки, основанного на пересечении пригодных изображений, необходимо для более строгого сопоставления результатов.

Сравнение двух режимов оценки показывает, что часть наблюдаемого прироста связана с увеличением числа пригодных изображений, тогда как другая часть может отражать изменения в разделимости признаков представлений. Однако такая интерпретация требует осторожности, поскольку в рамках настоящего исследования не проводилась прямая оценка артефактов, возникающих после улучшения изображения, а также не анализировалась устойчивость полученных выводов на других наборах данных.

К ограничениям исследования относятся использование одного набора данных, ограниченного числа моделей улучшения изображений, а также одного детектора и одного распознавателя лиц. В дальнейшем анализ может быть расширен за счёт использования других наборов данных, дополнительных методов улучшения изображений и нескольких архитектур обнаружения и распознавания лиц.

### **Заключение**

В работе исследовано влияние предварительного улучшения изображений при низкой освещённости на результаты обнаружения и распознавания лиц. Установлено, что применение методов Zero-DCE++ и EnlightenGAN сопровождается увеличением количество успешно обнаруженных лиц и изображений, пригодных для последующего распознавания. Показатели идентификации на отдельных множествах и на общем множестве пересечения также оказались выше по сравнению с исходным условием. Полученные результаты показывают, что предварительное улучшение изображения следует рассматривать как фактор, влияющий как на этап обнаружения лица, так и на качество идентификации. В дальнейшем исследование может быть продолжено на более разнообразных наборах данных и с использованием дополнительных моделей улучшения, обнаружения и распознавания лиц.

### **Список литературы**

1. Li C., Guo C., Han L., Jiang J., Cheng M.-M., Gu J., Loy C. C. Low-Light Image and Video Enhancement Using Deep Learning: A Survey // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. 2022. Vol. 44, no. 12. P. 9396–9416. DOI: [10.1109/TPAMI.2021.3126387](https://doi.org/10.1109/TPAMI.2021.3126387).
2. Jingchun Z., Su G. E., Sunar M. S. Low-light Image Enhancement: A Comprehensive Review

on Methods, Datasets and Evaluation Metrics // Journal of King Saud University – Computer and Information Sciences. 2024. Vol. 36, no. 10. Art. 102234. DOI: [10.1016/j.jksuci.2024.102234](https://doi.org/10.1016/j.jksuci.2024.102234).

3. Tian Z., Qu P., Li J., Sun Y., Li G., Liang Z., Zhang W. A Survey of Deep Learning-Based Low-Light Image Enhancement // Sensors. 2023. Vol. 23, no. 18. Art. 7763. DOI: [10.3390/s23187763](https://doi.org/10.3390/s23187763).

4. Liu F., Fan L. A Review of Advancements in Low-Light Image Enhancement Using Deep Learning // Neurocomputing. 2025. Vol. 652. Art. 131052. DOI: [10.1016/j.neucom.2025.131052](https://doi.org/10.1016/j.neucom.2025.131052).

5. Liu J., Xu D., Yang W., Fan M., Huang H. Benchmarking Low-Light Image Enhancement and Beyond // International Journal of Computer Vision. 2021. Vol. 129, no. 4. P. 1153–1184. DOI: [10.1007/s11263-020-01418-8](https://doi.org/10.1007/s11263-020-01418-8).

6. Deng J., Guo J., Ververas E., Kotsia I., Zafeiriou S. RetinaFace: Single-Shot Multi-Level Face Localisation in the Wild // Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). 2020. P. 5203–5212. DOI: [10.1109/CVPR42600.2020.00525](https://doi.org/10.1109/CVPR42600.2020.00525).

7. Deng J., Guo J., Xue N., Zafeiriou S. ArcFace: Additive Angular Margin Loss for Deep Face Recognition // Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). 2019. P. 4690–4699. DOI: [10.1109/CVPR.2019.00482](https://doi.org/10.1109/CVPR.2019.00482).

8. Chen S., Liu Y., Gao X., Han Z. MobileFaceNets: Efficient CNNs for Accurate Real-Time Face Verification on Mobile Devices // Chinese Conference on Biometric Recognition. Cham: Springer, 2018. P. 428–438. DOI: [10.1007/978-3-319-97909-0\\_46](https://doi.org/10.1007/978-3-319-97909-0_46).

9. Wang W., Yang W., Liu J. HLA-Face: Joint High-Low Adaptation for Low Light Face Detection // Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). 2021. P. 16190–16199. DOI: [10.1109/CVPR46437.2021.01593](https://doi.org/10.1109/CVPR46437.2021.01593).

10. Wang W., Wang X., Yang W., Liu J. Unsupervised Face Detection in the Dark // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. 2023. Vol. 45, no. 1. P. 1250–1266. DOI: [10.1109/TPAMI.2022.3152562](https://doi.org/10.1109/TPAMI.2022.3152562).

11. Georghiades A. S., Belhumeur P. N., Kriegman D. J. From Few to Many: Illumination Cone Models for Face Recognition under Variable Lighting and Pose // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. 2001. Vol. 23, no. 6. P. 643–660. DOI: [10.1109/34.927464](https://doi.org/10.1109/34.927464).

12. Li C., Guo C., Loy C. C. Learning to Enhance Low-Light Image via Zero-Reference Deep Curve Estimation // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. 2022. Vol. 44, no. 8. P. 4225–4238. DOI: [10.1109/TPAMI.2021.3063604](https://doi.org/10.1109/TPAMI.2021.3063604).

13. Guo C., Li C., Guo J., Loy C. C., Hou J., Kwong S., Cong R. Zero-Reference Deep Curve Estimation for Low-Light Image Enhancement // Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). 2020. P. 1777–1786. DOI: [10.1109/CVPR42600.2020.00185](https://doi.org/10.1109/CVPR42600.2020.00185).

14. Jiang Y., Gong X., Liu D., Cheng Y., Fang C., Shen X., Yang J., Zhou P., Wang Z. EnlightenGAN: Deep Light Enhancement without Paired Supervision // IEEE Transactions on Image Processing. 2021. Vol. 30. P. 2340–2349. DOI: [10.1109/TIP.2021.3051462](https://doi.org/10.1109/TIP.2021.3051462).

15. Deepinsight. InsightFace Model Zoo [Electronic resource]. URL: [https://github.com/deepinsight/insightface/blob/master/model\\_zoo/README.md](https://github.com/deepinsight/insightface/blob/master/model_zoo/README.md) (accessed: 01.08.2025).

## References

1. Li C., Guo C., Han L., Jiang J., Cheng M.-M., Gu J., Loy C. C. Low-Light Image and Video Enhancement Using Deep Learning: A Survey // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. 2022. Vol. 44, no. 12. P. 9396–9416. DOI: [10.1109/TPAMI.2021.3126387](https://doi.org/10.1109/TPAMI.2021.3126387).

2. Jingchun Z., Su G. E., Sunar M. S. Low-light Image Enhancement: A Comprehensive Review on Methods, Datasets and Evaluation Metrics // Journal of King Saud University – Computer and Information Sciences. 2024. Vol. 36, no. 10. Art. 102234. DOI: [10.1016/j.jksuci.2024.102234](https://doi.org/10.1016/j.jksuci.2024.102234).

3. Tian Z., Qu P., Li J., Sun Y., Li G., Liang Z., Zhang W. A Survey of Deep Learning-Based Low-

Light Image Enhancement // Sensors. 2023. Vol. 23, no. 18. Art. 7763. DOI: [10.3390/s23187763](https://doi.org/10.3390/s23187763).

4. Liu F., Fan L. A Review of Advancements in Low-Light Image Enhancement Using Deep Learning // Neurocomputing. 2025. Vol. 652. Art. 131052. DOI: [10.1016/j.neucom.2025.131052](https://doi.org/10.1016/j.neucom.2025.131052).

5. Liu J., Xu D., Yang W., Fan M., Huang H. Benchmarking Low-Light Image Enhancement and Beyond // International Journal of Computer Vision. 2021. Vol. 129, no. 4. P. 1153–1184. DOI: [10.1007/s11263-020-01418-8](https://doi.org/10.1007/s11263-020-01418-8).

6. Deng J., Guo J., Ververas E., Kotsia I., Zafeiriou S. RetinaFace: Single-Shot Multi-Level Face Localisation in the Wild // Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). 2020. P. 5203–5212. DOI: [10.1109/CVPR42600.2020.00525](https://doi.org/10.1109/CVPR42600.2020.00525).

7. Deng J., Guo J., Xue N., Zafeiriou S. ArcFace: Additive Angular Margin Loss for Deep Face Recognition // Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). 2019. P. 4690–4699. DOI: [10.1109/CVPR.2019.00482](https://doi.org/10.1109/CVPR.2019.00482).

8. Chen S., Liu Y., Gao X., Han Z. MobileFaceNets: Efficient CNNs for Accurate Real-Time Face Verification on Mobile Devices // Chinese Conference on Biometric Recognition. Cham: Springer, 2018. P. 428–438. DOI: [10.1007/978-3-319-97909-0\\_46](https://doi.org/10.1007/978-3-319-97909-0_46).

9. Wang W., Yang W., Liu J. HLA-Face: Joint High-Low Adaptation for Low Light Face Detection // Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). 2021. P. 16190–16199. DOI: [10.1109/CVPR46437.2021.01593](https://doi.org/10.1109/CVPR46437.2021.01593).

10. Wang W., Wang X., Yang W., Liu J. Unsupervised Face Detection in the Dark // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. 2023. Vol. 45, no. 1. P. 1250–1266. DOI: [10.1109/TPAMI.2022.3152562](https://doi.org/10.1109/TPAMI.2022.3152562).

11. Georghiades A. S., Belhumeur P. N., Kriegman D. J. From Few to Many: Illumination Cone Models for Face Recognition under Variable Lighting and Pose // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. 2001. Vol. 23, no. 6. P. 643–660. DOI: [10.1109/34.927464](https://doi.org/10.1109/34.927464).

12. Li C., Guo C., Loy C. C. Learning to Enhance Low-Light Image via Zero-Reference Deep Curve Estimation // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. 2022. Vol. 44, no. 8. P. 4225–4238. DOI: [10.1109/TPAMI.2021.3063604](https://doi.org/10.1109/TPAMI.2021.3063604).

13. Guo C., Li C., Guo J., Loy C. C., Hou J., Kwong S., Cong R. Zero-Reference Deep Curve Estimation for Low-Light Image Enhancement // Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). 2020. P. 1777–1786. DOI: [10.1109/CVPR42600.2020.00185](https://doi.org/10.1109/CVPR42600.2020.00185).

14. Jiang Y., Gong X., Liu D., Cheng Y., Fang C., Shen X., Yang J., Zhou P., Wang Z. EnlightenGAN: Deep Light Enhancement without Paired Supervision // IEEE Transactions on Image Processing. 2021. Vol. 30. P. 2340–2349. DOI: [10.1109/TIP.2021.3051462](https://doi.org/10.1109/TIP.2021.3051462).

15. Deepinsight. InsightFace Model Zoo [Electronic resource]. URL: [https://github.com/deepinsight/insightface/blob/master/model\\_zoo/README.md](https://github.com/deepinsight/insightface/blob/master/model_zoo/README.md) (accessed: 01.08.2025).

## ТӨМЕН ЖАРЫҚТАНДЫРУ ЖАҒДАЙЫНДА КЕСКІНДЕРДІ ЖАҚСАРТУДЫҢ БЕТТЕРДІ АНЫҚТАУ ЖӘНЕ ТАЛУҒА ӘСЕРІН ТАЛДАУ

ҚОНЫСБАЙ Н.Т.\* , ЖУМАДИЛЛАЕВА А.К. 

\*Қонысбай Нұрқұйса Талғатұлы - Магистрант, Astana IT University, Астана қ., Қазақстан.

E-mail: [242696@astanait.edu.kz](mailto:242696@astanait.edu.kz), <https://orcid.org/0009-0006-6204-9848>

Жумадилаева Айнура Канадиловна - Техника ғылымдарының кандидаты, қауымдастырылған профессор, Бағдарламалық инженерия мектебі, Astana IT University, Астана қ., Қазақстан.

E-mail: [Ainur.Zhumadillayeva@astanait.edu.kz](mailto:Ainur.Zhumadillayeva@astanait.edu.kz), <https://orcid.org/0000-0003-1042-0415>

Андатпа. Бұл мақалада төмен жарықтандыру жағдайларында алынған кескіндерді жақсартудың бет-әлпетті

анықтау және тану нәтижелеріне әсері талданды. Қарастырылып отырған мәселені бағалау үшін жарықтандыру мен қалыптың түрлі нұсқалары бар бет-әлпет кескіндерін қамтитын Extended Yale Face Database B деректер қоры пайдаланылды. Салыстыру бастапқы суреттерді, сондай-ақ Zero-DCE++ және EnlightenGAN әдістерімен өңделген суреттерді қамтитын үш нұсқа бойынша жүргізілді. Бағалау кезең-кезеңмен жүргізілді және бет-әлпетті анықтау нәтижелерін тануға жарамды суреттер саны және жабық кластар жиынындағы сәйкестендіру көрсеткіштерін есептеуді қамтыды. Толығырақ салыстыру үшін бағалаудың екі нұсқасы қолданылды: әрбір өңдеу нұсқасы үшін жеке жарамды суреттер жиынтығында және барлық салыстырылатын нұсқаларда бар ортақ суреттер жиынтығында. Нәтижелер көрсеткендей, суреттерді жақсарту анықталған беттер санын және тануға жарамды суреттер санын арттырады. Сондай-ақ, салыстырылған нұсқалар арасындағы айырмашылықтар ортақ суреттер жиынтығын талдау кезінде де сақталатыны анықталды, бұл өңдеудің тек анықтау кезеңіне ғана емес, сонымен қатар сәйкестендіру көрсеткіштеріне де әсер ететінін білдіреді. Алынған нәтижелер төмен жарықтандыру жағдайында жұмыс істеуге арналған бет-әлпетті тану жүйелерін әзірлеуде пайдалы болуы мүмкін.

**Түйін сөздер:** бет-әлпетті тану, бет-әлпетті анықтау, төмен жарықтандыру жағдайларындағы суреттерді жақсарту, төмен жарықтандыру жағдайлары, жабық жиындағы сәйкестендіру.

## IMPACT ANALYSIS OF LOW-LIGHT IMAGE ENHANCEMENT ON FACE DETECTION AND RECOGNITION

KONYSBAY N.T.\*, ZHUMADILLAYEVA A.K.

\*Konysbay Nurkuisa Talgatuly - Master's student, Astana IT University, Astana, Kazakhstan.

E-mail: [242696@astanait.edu.kz](mailto:242696@astanait.edu.kz), <https://orcid.org/0009-0006-6204-9848>

Zhumadillayeva Ainur Kanadilovna - Candidate of technical sciences, associate professor, School of software engineering, Astana IT University, Astana, Kazakhstan.

E-mail: [Ainur.Zhumadillayeva@astanait.edu.kz](mailto:Ainur.Zhumadillayeva@astanait.edu.kz), <https://orcid.org/0000-0003-1042-0415>

**Abstract.** This paper presents an analysis of the impact of low-light image enhancement on face detection and recognition performance. To evaluate this problem, The Extended Yale Face Database B which contains face images captured under various illumination conditions and pose variations was used. The comparison was conducted across three variants including original images as well as images processed using the Zero-DCE++ and EnlightenGAN methods. The evaluation was carried out sequentially and included an analysis of face detection results, a determination of the number of images suitable for subsequent recognition and the calculation of closed-set identification rates. For a more comprehensive comparison, two evaluation modes were used: one on the sets of acceptable images for each method and one on a common set of images present in all compared methods. The results showed that image enhancement increases the number of successfully detected faces and images suitable for recognition. It was also found that the difference between the compared methods persists when analyzed on a common set of images, indicating the impact of processing not only on the detection stage but also on the final identification rates. These findings may be useful in developing face recognition systems designed to operate in low-light conditions.

**Key words:** face recognition, face detection, low-light image enhancement, low-light conditions, closed-set identification.