**Eötvös Loránd Tudományegyetem**

**Informatikai Kar**

**Informatikatudományi Intézet**

**Programozáselmélet és Szoftvertechnológia Tanszék**

Arcfelismerő   
ResNET használatával

Szerző: Témavezető:

Skultéty Áron Bencsik Gergely

Programtervező informatikus BSc. egyetemi docens

**Szombathely, 2022**

Ide kerül a hivatalos témabejelentő lap.

Tartalomjegyzék

[1. Bevezetés 1](#_Toc87521353)

[2. Irodalmi áttekintés 1](#_Toc87521353)

[3. Felhasználói dokumentáció 2](#_Toc87521354)

[4. Fejlesztői dokumentáció 3](#_Toc87521355)

[5. Tesztelés 1](#_Toc87521353)

[5. Összefoglalás és további fejlesztési lehetőségek 4](#_Toc87521356)

[6. Eredmények összehasonlítása 5](#_Toc87521357)

[7. Összefoglalás és továbbfejlesztési lehetőségek 6](#_Toc87521358)

[8. Irodalomjegyzék 1](#_Toc87521353)

[8. Melléklet 1](#_Toc87521353)

# Bevezetés

Az arcfelismerés egy mesterséges intelligencián alapuló technológia, amely lehetővé teszi az emberek automatikus felismerését és azonosítását képek vagy videók alapján. A dolgozat célja egy Python alapú arcfelismerő rendszer fejlesztése, amely az OpenCV könyvtárat az arcdetektáláshoz és a PyTorch-ot a mélytanulás alapú felismeréshez alkalmazza. Vizsgáljuk a klasszikus és modern mélytanulási megoldásokat, összehasonlítva azok hatékonyságát és megbízhatóságát.

A képen poszter, képernyőkép, Emberi arc, szöveg látható

Előfordulhat, hogy a mesterséges intelligencia által létrehozott tartalom helytelen.

1. ábra: Nyitókép

**1.1 Az arcfelismerés jelentősége, alkalmazási területei:**

*Az arcfelismerés egy mesterséges intelligencián alapuló technológia, amely képes automatikusan felismerni és azonosítani emberek arcát képeken vagy videókon. Főbb jellemzői:*

1. ***Automatizált működés****: Az emberi beavatkozás minimalizálása érdekében az arcfelismerés képes valós idejű vagy előzetesen rögzített képek feldolgozására.*
2. ***Pontosság és megbízhatóság****: A modern algoritmusok, különösen a mélytanulási alapúak, rendkívül pontosan képesek megkülönböztetni az egyéneket, még hasonló arcok esetén is.*
3. ***Skálázhatóság****: Az arcfelismerő rendszerek alkalmazhatók kis léptékben (pl. személyes eszközökön) és nagy léptékben is (pl. tömeges megfigyelés).*
4. ***Robusztusság különböző körülmények között****: Az újabb rendszerek képesek alkalmazkodni eltérő fényviszonyokhoz, arckifejezésekhez, szögekhez és részleges eltakarásokhoz.*
5. ***Nem invazív technológia****: Nem szükséges fizikai érintkezés, így kényelmes és gyors az alkalmazása.*

**1.2 Az arcfelismerés alkalmazási területei**

*Az arcfelismerés széles körben alkalmazható különböző iparágakban és mindennapi élethelyzetekben. Főbb alkalmazási területei közé tartoznak:*

1. **Biztonság és megfigyelés**
   * Beléptető rendszerek: Hozzáférés korlátozása érzékeny területeken (pl. irodák, laboratóriumok).
   * Rendőrségi és katonai célok: Keresett személyek azonosítása tömegekben vagy videofelvételeken.
2. **Mobiltechnológia**
   * Eszközök feloldása: Arcfelismerés alapú képernyőzár (pl. Face ID).
   * Biztonságos tranzakciók: Banki műveletek jóváhagyása arcfelismeréssel.
3. **Egészségügy**
   * Pszichológiai diagnózis: Arckifejezések elemzése stressz, depresszió vagy más pszichés problémák észlelésére.
   * Ritka betegségek azonosítása: Ritka genetikai szindrómák felismerése arcvonások alapján.

**1.3 A szakdolgozat célja:**

*A szakdolgozat célja egy arcfelismerő rendszer megvalósítása Python programozási nyelven, amely az OpenCV könyvtárat használja az arcok detektálására, és a TensorFlow vagy PyTorch könyvtárakat az arcfelismerés finomítására és deeplearning algoritmusok integrálására. A dolgozat keretein belül vizsgálom az OpenCV hatékonyságát, továbbá implementálok fejlettebb megoldásokat, amelyek gépi tanulást használnak a feladat további optimalizálására.*

# Felhasználói dokumentáció

***2.1 Klasszikus arcfelismerő módszerek:***

***2.1.1. Haar Cascade (Viola–Jones algoritmus)***

* ***Leírás****: A Haar Cascade az egyik legismertebb klasszikus arcdetektáló algoritmus, amelyet Paul Viola és Michael Jones fejlesztett ki. A módszer kiemelkedően hatékony, és valós időben képes arcokat detektálni.*
* ***Működés****:*
  + *Alapvető geometriai minták (Haar-jellemzők) keresése az arc különböző területein.*
  + *Többlépcsős döntési fa (cascade classifier) használata a számítási igény csökkentésére.*

***2.1.2. Eigenfaces (Főkomponens-analízis, PCA)***

* ***Leírás****: Az eigenfaces módszer a főkomponens-analízisen (Principal Component Analysis, PCA) alapul, amely az arcokat vektoros formában reprezentálja.*
* ***Működés****:*
  + *Az arcokat egy nagy dimenziós térben vektorokként ábrázolja.*
  + *A főkomponensek meghatározásával csökkenti a dimenziók számát.*
  + *Az azonosítást az arcok közötti euklideszi távolság alapján végzi.*

**2.2 Neurális Hálók – Irodalmi áttekintés**

*A mesterséges intelligencia fejlődésével a neurális hálók egyre meghatározóbb szerepet kaptak az adatfeldolgozásban, különösen a képfeldolgozás és az arcfelismerés területén. A neurális hálók inspirációja az emberi agy idegsejthálózata, ahol az információk rétegek között terjednek, súlyok és aktivációs függvények segítségével módosulva.*

***2.2.1. A neurális hálók alapjai***

*A neurális háló egy matematikai modell, amely többrétegű, összekapcsolt neuronokból épül fel. A leggyakrabban alkalmazott architektúra a* ***feedforward neurális hálózat****, amely bemeneti, rejtett és kimeneti rétegekből áll. A hálózat tanulása a* ***backpropagation algoritmuson*** *alapszik, amely gradiensalapú optimalizációval frissíti a súlyokat a hibák csökkentése érdekében.*

***2.2.2. Konvolúciós neurális hálók (CNN-ek)***

*A képfeldolgozási feladatokhoz speciálisan tervezett* ***konvolúciós neurális hálók (CNN-ek)*** *kiemelkedő hatékonyságot mutatnak. Ezek a modellek képesek felismerni és megtanulni különböző vizuális mintázatokat, például széleket, textúrákat és komplex formákat. A CNN-ek legfontosabb komponensei:*

* ***Konvolúciós rétegek****: Szűrők (filterek) segítségével emelik ki a képi információkat.*
* ***Pooling rétegek****: Az adatredukciót szolgálják, hogy csökkentsék a számítási igényt és a túlilleszkedést.*
* ***Teljesen összekapcsolt rétegek****: A végső osztályozásért felelnek.*

***2.2.3. ResNet és a mélyhálózatok problémái***

*A hálózatok mélyítésével új kihívások jelentek meg, mint például a* ***gradiens eltűnés****e és a* ***túlilleszkedés****. Erre a problémára kínált megoldást a* ***ResNet*** *(Residual Networks), amely maradék (residual) kapcsolatokat alkalmaz a rétegek között, lehetővé téve az információ közvetlen továbbítását mélyebb rétegekbe. A ResNet modellek nagy sikerrel alkalmazhatók arcfelismerési feladatokban is.*

***2.2.4. Neurális hálók az arcfelismerésben***

*A modern arcfelismerő rendszerek CNN-alapú modellekre épülnek, amelyek az arcokról* ***embedding vektorokat*** *állítanak elő. Az ilyen megoldások, mint a* ***FaceNet*** *vagy a* ***DeepFace****, a hagyományos osztályozási módszerek helyett a hasonlósági mérésekre helyezik a hangsúlyt, például* ***koszinusz-távolság*** *vagy* ***euklideszi távolság*** *alapján.*

***2.3 Mélytanulásos módszerek PyTorch-al***

*A mélytanulási megközelítések az arcfelismerés területén jelentős előrelépést hoztak, különösen olyan keretrendszerek, mint a TensorFlow és a PyTorch használatával. Az alábbiakban a legfontosabb mélytanulási módszereket ismertetem:*

1. ***Konvolúciós Neurális Hálók (CNN-ek)****: Az arcfelismerési modellek alapját képezik, mivel hatékonyan képesek az arcok vizuális jellemzőinek automatikus kinyerésére.*
2. ***Szemantikus Beágyazások (Face Embeddings)****: Az arcfelismerés egyik modern megközelítése, amely az arcokat alacsony dimenziós vektorokba ágyazza be a hatékony összehasonlítás érdekében.*
3. ***Előre betanított modellek alkalmazása****: A ResNet mellett más előtanított modellek is felhasználhatók, mint például az EfficientNet vagy az MTCNN az arcok detektálására és jellemzőik kinyerésére.*

*A dolgozatomban a ResNet-alapú megközelítést alkalmazom az arcfelismerési feladatokhoz, optimalizálva a felismerési pontosságot és a hálózat teljesítményét.*

# Fejlesztői dokumentáció

***3.1******A projekt megvalósítási lépései***

*A projekt főbb lépései a következők:*

* ***Adatgyűjtés és előfeldolgozás****: A saját készítésű képek és a nyilvánosan elérhető adatbázisok kombinálása.*
* ***Mélytanulási modell kialakítása és betanítása****: ResNet architektúra használata az arcfelismeréshez.*
* ***Validáció és finomhangolás****: A hálózat teljesítményének értékelése és optimalizálása.*

*Ebben a szakaszban részletesen bemutatom az adatgyűjtési stratégiát és a ResNet-alapú mélytanulási modellt.*

***3.2 Az alkalmazott technológiák ismertetése***

***3.2.1. Adatgyűjtés és tárolás***

*A rendszer tanításához és teszteléséhez különböző forrásokból származó adatok kerültek felhasználásra. Az adatokat a dataset\_create.py és dataset\_anc&pos.py szkriptek segítségével gyűjtöttem és dolgoztam fel. A képek a következő struktúrában kerülnek tárolásra:*

* ***Anchor képek:*** *Egy aktuális anchor kép mindig frissül, valamint van egy külön "anchor" mappa (****337*** *elemmel) amelyben a pozitív képekhez hasonló arcképeim vannak.*
* ***Pozitív képek:*** *A kamerával készített* ***389*** *elemű pozitív mappa tartalmazza az adott személy arcait (jelen esetben az enyémet) különböző helyzetekben.*
* ***Apa mappa:*** *Egy alternatív mappa* ***439*** *képpel, amely szükség esetén további arcokat tartalmazhat az edzéshez.*
* ***Negatív képek:*** *A Labeled Faces in the Wild (LFW) adatbázisból származó* ***7480*** *kép biztosítja a negatív mintákat az arcfelismerő rendszer számára.*

***Az adatok előfeldolgozása során:***

* *A képek méretezése és normalizálása történik, hogy megfelelő formátumban kerüljenek a mélytanulási modellbe.*
* *Az arcok automatikus felismerésére OpenCV vagy MTCNN használható.*

***2. ResNet-alapú mélytanulási modell***

*A ResNet (Residual Network) egy mély konvolúciós neurális hálózat, amely különösen hatékony képfeldolgozási és mintázatfelismerési feladatokban. A ResNet fő előnye az úgynevezett maradék (residual) kapcsolatok alkalmazása, amelyek segítenek a mély hálózatok hatékonyabb tanításában és elkerülik a gradiens eltűnésének problémáját.*

***A jelenlegi implementációm egy testreszabott ResNet-50 variáns, amely az alábbi komponensekből áll:***

* *Konvolúciós blokkok (convBlock): Ezek az alapvető építőelemek, amelyek konvolúciós rétegeken keresztül kiemelik a fontos vizuális mintázatokat.*
* *Maradék blokkok (residualBlock): Az eredeti bemenet és a feldolgozott rétegek összeadásával biztosítják a hatékony tanulást.*
* *Kimeneti osztályozó réteg: A háló végén egy teljesen összekapcsolt réteg biztosítja az arcok osztályozását vagy jellemzőik kinyerését (embeddingek formájában).*

***A modell a következő szerkezettel épül fel (részlet a resnet.py fájlból​:***

***A képen szöveg, képernyőkép, szoftver látható

Előfordulhat, hogy a mesterséges intelligencia által létrehozott tartalom helytelen.***

***A hálózatot egy 224×224 méretű képen teszteltem, és az alábbi kimenetet generálta:***

***A képen szöveg, Betűtípus, képernyőkép, szám látható

Előfordulhat, hogy a mesterséges intelligencia által létrehozott tartalom helytelen.***

# Összefoglalás és további fejlesztési lehetőségek

# Irodalomjegyzék

# Melléklet