

A számítógépes képfeldolgozás

Babes-Bolyai Tudomány Egyetem
Uszcai Gyula
IV év informatika

Tartalom

- Bevezető
 - Történelmi áttekintő
- Kép és érzékelés
 - Digitális kép
 - Látás és érzékelés
 - tárolás és továbbítás
- Szétválasztó egység
- Szakértői rendszerek
 - Mintafelismerés és feldolgozás
- Példák
 - Levélfelismerő
 - Ujjlenyomat felismerő

Bevezető

- A számítógépes képfeldolgozásnak nincs egységes elmélete.
- A felmerülő problémákra eseti megoldásokat dolgoztak ki, és csak nemrég van általánosítási törekvés.
- Egy feladatra sokszor több megoldás is létezik, melyek különböző szempontokból előnyösekek.
- A gond a megfelelő megoldás kiválasztása.

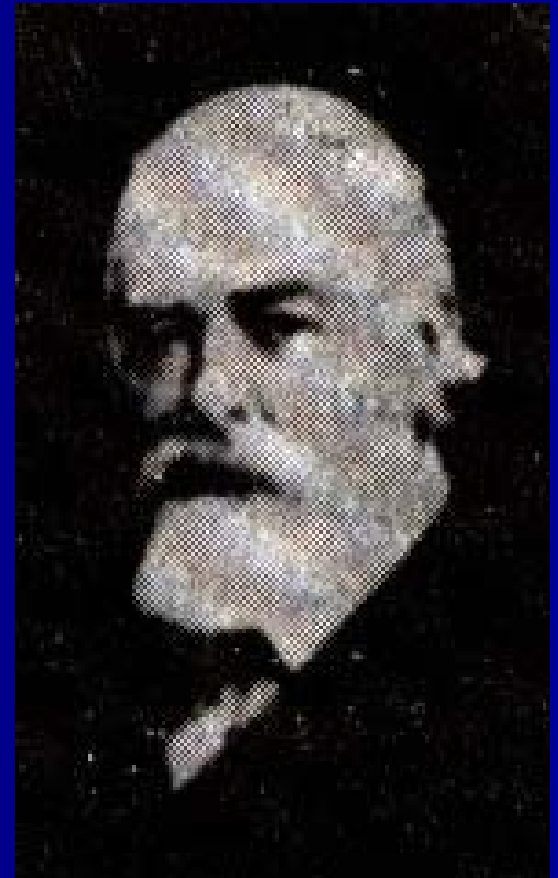
Történeti áttekintés

- A sajtó használt először digitális képeket (Bartlane rendszer 5 különböző szürke skála)
- 50-es évek második felében jelentek meg az irodalomban az első cikkek, amelyek a képi információk feldolgozásával foglalkoztak
- Eleinte az optikai, majd az analóg jelfeldolgozás módszereit adaptálták. Rengeteg konkrét feladatra kidolgozott heurisztikus módszer született.
- A 70-es évek második felétől hatalmas erővel megindult a speciális célú hardver eszközök fejlesztése. Egyidejűleg megjelentek az első rendszerek, amelyek az emberi látórendszert próbálták megközelíteni, de ez a vártnál bonyolultabb feladatnak bizonyult.
- A 80-as évek elejére önálló alkalmazási területté fejlődött.

**Ez a digitális kép 1921-ben készült, egy
telegráffal kinyomtatva**



Az első digitális képek, melyek Európa és Amerika között kábelen lettek közvetítve, 1922 és 1929 között



Kép és érzékelés

- A kép- és alakzat-felismerésben az ember sokkal tökéletesebb, mint a gép. Nekünk néha nagyon kevés információ is elég ahhoz, hogy felismerjük embertársunkat, egy tájat, utcarészletet. Még nem is látjuk tisztán sem az arcát, sem az alakját, csupán a körvonalait, a járását, egy jellegzetes mozdulatát, s máris felismerjük barátunkat vagy akárkit, akit néhányszor láttunk, még akkor is, ha bizonyos jellegzetességeik megváltoztak (szemüveges lett, megfestette a haját, stb.).
- A gépnek ehhez sok információra van szüksége: az alak pontjainak egymáshoz viszonyított helyzetére, viszonyára a környezetéhez, térbeli elhelyezkedésére.
- Mindezek leírásához rengeteg pont koordinátáit kell megadni, s a színek, árnyalatok, a megvilágítási értékek jellemzésére az adatok további tömege szükséges

- A számítógépnek egy nem ideális analóg képet kell ideális digitális képpé alakítania. Az eredeti dokumentum, amelyről le kell olvasni a különböző jeleket, néha piszkos, sokszínű, a jelek íródhatnak a legkülönbözőbb eszközökkel, lehetnek vékonyak, halványak vagy vastagok, összefolyók stb., alakjuk nagyon eltérhet a szabványtól. A feladat itt abból áll, hogy a gépnek el kell különítenie az egyes jeleket, végigpásztázva a felületet pontról pontra el kell döntenie, hogy a keresett jelhez tartoznak-e vagy sem. Az eredményt azután egybe kell vetni azokkal az előzetes információkkal, amelyeket a számítógép memóriájában tároltak a keresett jelekről.

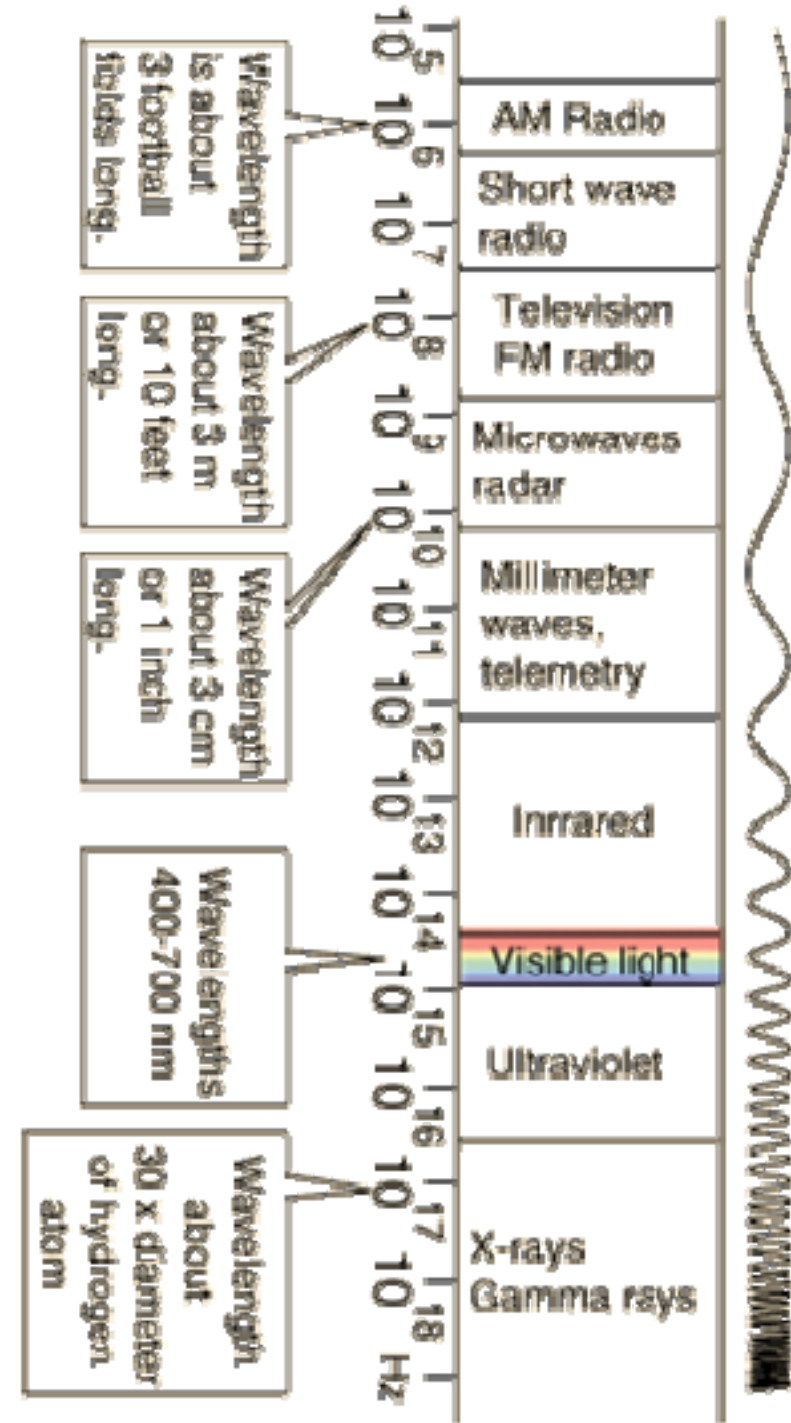
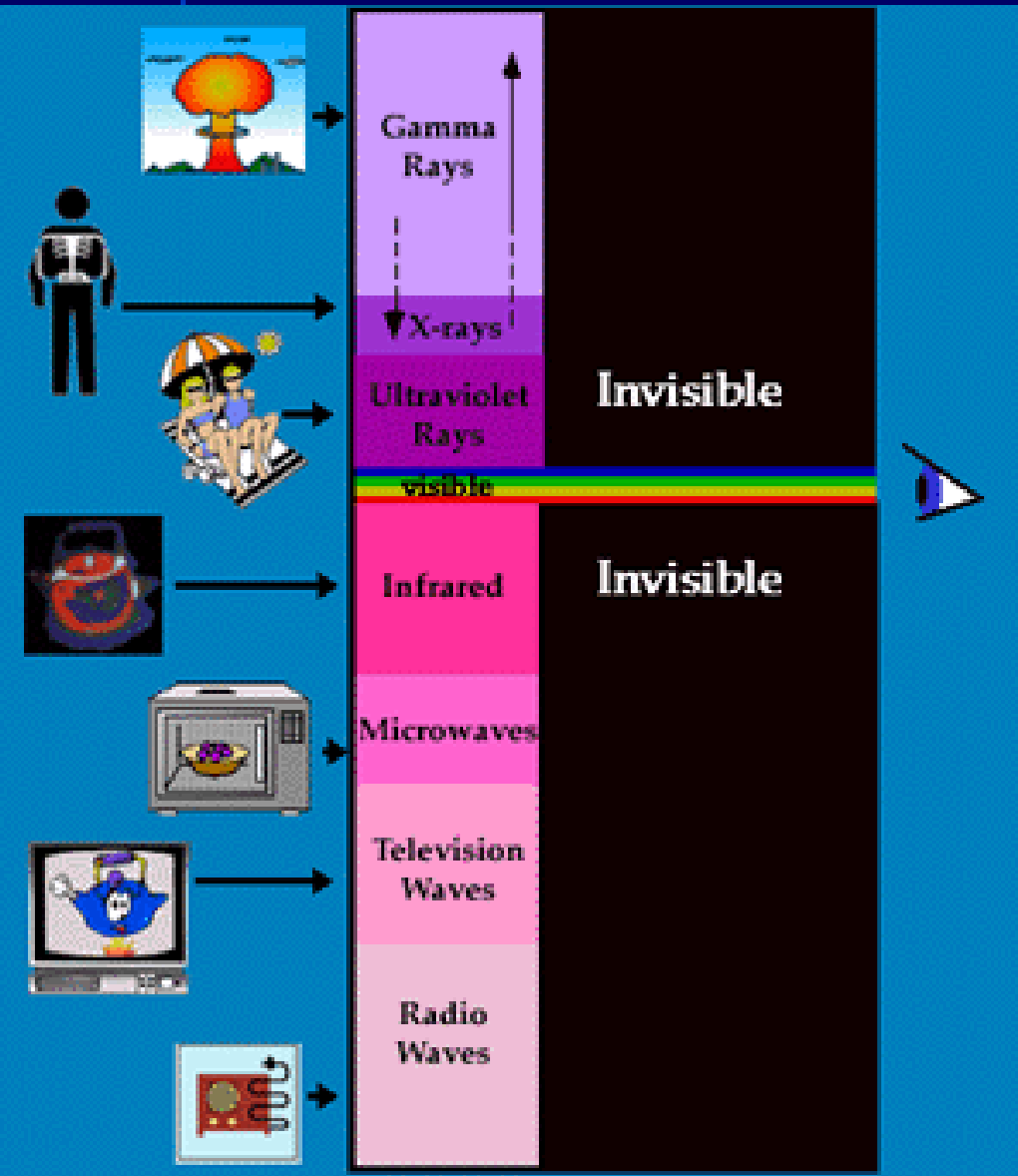
Digitális Kép

- Digitális képnek nevezhetünk olyan pontok sokaságát, melyek két dimenzióban elhelyezkedve (sík), jól meghatározott helyen tartózkodnak és rendelkeznek egy adott intenzitással (árnyalat), számosságuk jól meghatározható és véges.
- A legelterjedtebb megnevezése egy ilyen részecskének a kép-részecske, más néven pixel.

Látás és érzékelés

- A látás az érzékeink közül a legfontosabb és a legkomplexebb.
- Míg az emberi szem érzékelő képessége korlátozva van a spektrum skála egy töredék részére, addig mesterséges érzékelők a teljes skálát befoghatják.
- Az ember szinte magától értetődőnek veszi, hogy képes alakokat, formákat, stb. megkülönböztetni, de ennek mesterséges rekonstruálása igencsak nehézkes
- Fontos lenne, hogy az ember által nem érzékelhető skálán lévő dolgokat is fel lehessen ismerni (ez másként úgy történik hogy átalakítják a spektrumot az ember számára érzékelhető határok közzé)
- Ehhez használják fel a mesterséges intelligencia által nyújtott lehetőségeket

Spektrum



Kép tárolás és továbbítás

- Egy másik probléma az optikai berendezés által készített kép pontjainak bináris kódba való átírása és továbbítása.
- Példaként idézzük a Voyager-2 űrszonda ez irányú tevékenységéről szóló beszámolót.
 - Egy Voyager által küldött kép 800 sorból, s minden sor 800 képelemből áll, azaz a teljes képet összesen 640.000 képelem alkotja. Az egyes képelemek fényessége 256-féle (ez éppen 2^8), a feketétől a fehérig terjedő értéket vehet fel.
 - Ennek a fényességtartománynak az átviteléhez bináris kódban egy nyolcjegyű számra van szükség. Ennélfogva egyetlen kép továbbításához, nem számítva a külön hibakereső és hibajavító biteket, 5.120.000 ($800*800*8$) bit kell.

- A képátvitelhez szükséges bitek száma több mint a **felével** csökkenthető, ha kihasználjuk, hogy az egymással szomszédos képelemek általában közel azonos fényességűek.
- Ez különösen azokra a pontokra igaz, amelyek nem az egyes tárgyakat határoló körvonalak mentén helyezkednek el. Ha a fényessége helyett csupán a szomszédos képelemek fényességkülönbségét továbbítjuk, akkor szemben a korábbi nyolccal, képelemenként három bit is elég lenne.
 - (kiindulópontként ekkor is meg kell adni az egyes sorok első képelemének abszolút fényességét.)

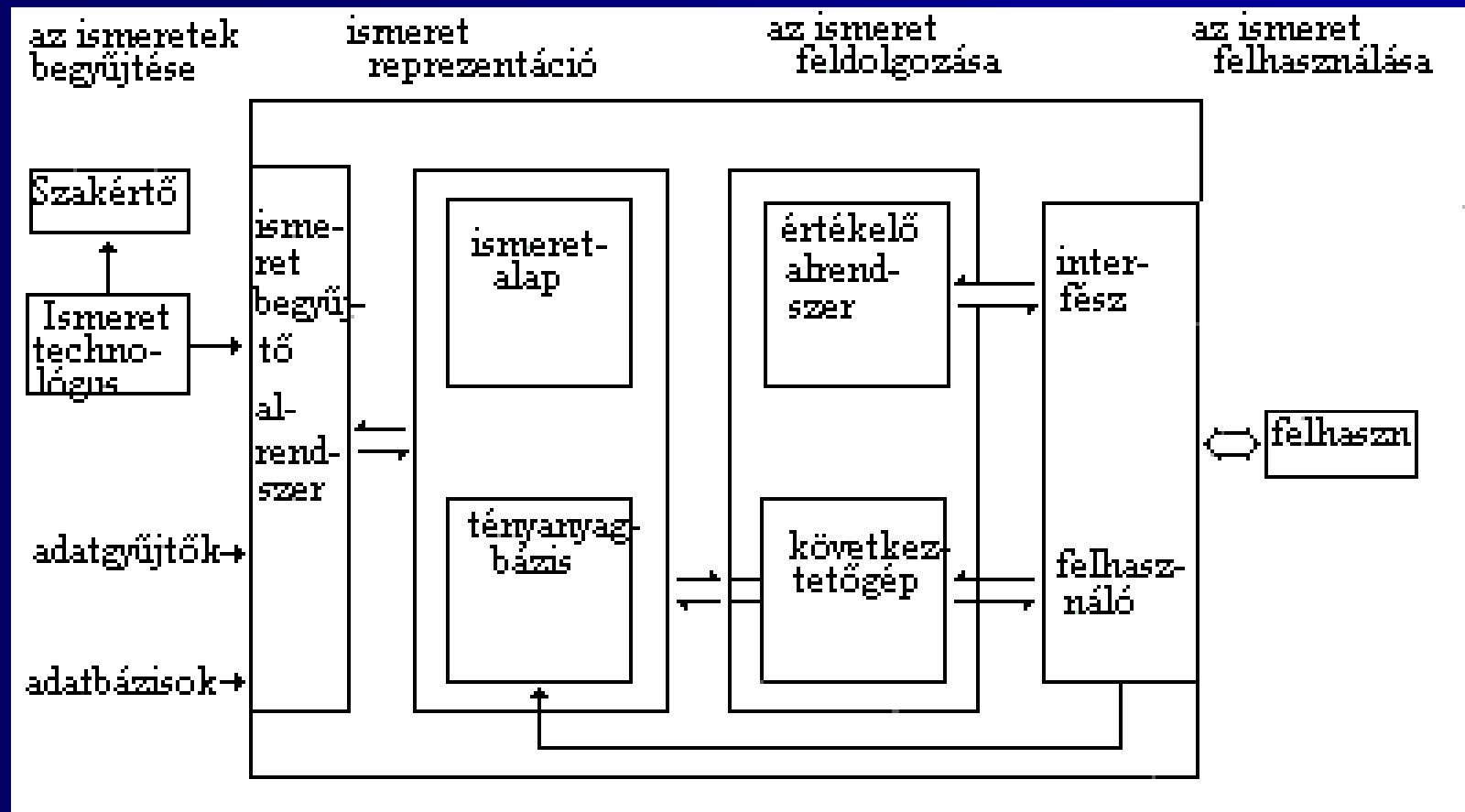
Szétválasztó egység

- Általában a szétválasztó egység egy olyan modelllistát (halmazt) használ fel, amire már megtörtént a szétválasztás, illetve felismerés, ezt nevezzük a tanuló mintának és ezt felhasználva épül fel egy felügyelt tanulási startégi (a célnak megfelelően).
- Lehetséges a felügyelet nélkül tanulás is, abban az értelemben, hogy bizonyos statisztikai adatok alapján (pl. előfordulás, intenzitás...) a rendszer dönti el hogy mik is legyenek az osztályok.
- A döntés hozatal lehet statisztikai megközelítésű , szintaktikai, avagy neuronális.

Szakértői rendszerek

- Szakértői rendszernek olyan mesterséges intelligencián alapuló szoftverkészletet - specializált, komplex programcsomagot nevezünk, melynek tudásbázisát jól körülhatárolt, viszonylag szűk szakterület ismeretanyaga alkotja, s amely a felhasználó által szolgáltatott adatok alapján képes viszonylag bonyolult problémákat megoldani, döntéseket hozni, tanácsot adni, válaszolni a felhasználó kérdéseire.
- Ismeretalapjukat az esetek többségében a szabályalapú leírások képezik

Szakértői rendszer felépítésének vázlatja



- A szakértői rendszerek nagy része ún. szabáyalapú rendszer.
- Mivel azonban a tudás szabályokba foglalása nagy nehézségekbe ütközik (nincs erre kialakult módszer), olyan szakértő rendszereket is hoztak létre, amelyek az összegyűjtött adatállományból önmaguk alkotják meg a szabályokat.
- Ezek az ún. szabálylétrehozó rendszerek.
- A felhasználó szempontjából a két rendszer között nincs lényeges különbség. Kiinduló pontjuk azonban különböző.
- Míg a szabáyalapú rendszer létrehozásához nagy tudású szakemberekre van szükség, addig a szabálylétrehozó rendszerek adatbázist igényelnek, s ebből határozzák meg a szabályokat.

Mintafelismerés

- A kép vagy minta (image and pattern) felismerés célja, hogy csoportosítsa, elkülönítse a különböző képeket, mintákat egy előzetes tudás vagy valamilyen statisztikai adatok alapján.
- Egy mintafelismerő rendszer áll: egy adatbegyűjtő szenzorból, egy kiválasztó egységből ami képes a szenzor jeleit feldolgozni, valamint egy osztályozó vagy leíró egységből ami maga a szétválasztást végzi.

Feldolgozás szintjei

- Megkülönböztetünk három szintet
 - **Előfeldolgozáson** (Alacsony szintű feldolgozás) a digitális kép létrehozását, valamint a leképzési hibák kijavítását, a jellemző képtulajdonságok kiemelését (kontraszt kiemelés, élesség javítás) és a képnek a további feldolgozásra kedvezőbb, adekvát átalakítását értjük. Mind a be s kimenet kép.
 - A **képosztályozás** (Közép szintű feldolgozás) során megkeressük a képen előforduló alakzatokat, illetve a képet jellemző különféle sajátosságokat. Az ezekhez mindig rendelhető numerikus értékekkel vagy a köztük lévő relációkkal leírjuk, majd osztályozzuk a képet, illetve egyes részeit. Fontos megjegyezni, hogy ez a leírás lényegesen eltérhet a grafikus rendszerekben említett leírásoktól, hiszen a sajátosságok sokszor nem is geometriai jellegűek. Bemenet kép, kimenet általában elemek (képi).

Feldolgozás szintjei 2

- A **képfelismerés** (Magas szintű feldolgozás) célja a képen rögzített valós világ leírása, a tárgyak felismerése és azonosítása, egy - tanulás útján bővülő - tudásbázisból már ismert alakzatokkal. Ennek alapján valamilyen feldolgozási célkitűzés teljesítése. A végső cél a látás automatizálása, a vizuális információt közvetlenül megértő, ezzel vezérelt robotok/automaták előállítás.

A képosztályozás bővebben

- A képosztályozás lépései által a képből leírás készül, ami a gyakorlati megvalósítás fizikai követelményeinek megfelelő paraméterek halmazát jelenti.
- Beszélhetünk nem felügyelt és felügyelt képosztályozásról.

Nem felügyelt osztályozás

- A nem felügyelt osztályozásnál (unsupervised classification) a digitális képet spektrális adatosztályokra bontjuk
- A felvétel osztályozásakor kép pixeleit tematikus kategóriákba soroljuk.
- Ezeket az adatcsoportokat klasztereknek (cluster) nevezzük.
- A gyakorlatban használt klaszterező eljárások a klaszter középpontját keresik meg és a pixeleket a legközelebbi klaszter-középponthez sorolják (általában Euklideszi távolság alapján).

A klaszterezés

- A klaszterezés leggyakrabban használt eljárásai:
 - ISODATA eljárás
 - Szekvenciális klaszterezés
 - Többdimenziós hisztogram elemzése

ISODATA eljárás

- A klaszterezés menete:
 1. Kiválasztunk megfelelő számú középpontot az intenzitástérben egyenletesen vagy más módszerrel.
 2. Minden pixelt a hozzá legközelebbi középponthoz sorolunk.
 3. Kiszámítjuk az új középpontokat (a besorolt pixelek átlagvektora).
 4. Megvizsgáljuk a középpontok mozgását, ha ez nagy, akkor folytatjuk a 2. lépéssel.
 5. Kialakultak a klaszterek.

Szekvenciális klaszterezés

- Az eljárás lényege, hogy a klaszterezés egy menetben kerül végrehajtásra. Az algoritmus menete:
 1. A pixeleket egymás után olvassuk.
 2. Az aktuális pixelt a legközelebbi klaszterhez soroljuk, ha a pixel klasztertől való távolsága egy megadott, az intenzitástérben értelmezett távolságnál kisebb. Majd a klaszter középpontját a besorolás után újraszámítjuk (az összes besorolt pixel átlagvektora).

3. Ha az aktuális pixelt a 2. pontban nem tudtuk besorolni egyik klaszterhez sem, akkor a pixelből létrehozunk egy új klasztert.
4. Ha két klaszter középpontjának távolsága a megadott távolságon belül van, akkor a klasztereket összefűzzük. Az új klaszter közepét a két klaszter középpontjának pixelek számával súlyozott átlagaként határozzuk meg.
5. Vissza az 1. lépéshez, ameddig van feldolgozatlan pixel.

Többdimenziós hisztogram elemzése

- Az eljárás során először a pixelek előfordulási gyakoriságát kell meghatározni. A gyakoriságok meghatározása után a többdimenziós hisztogram minden egyes csúcsa (lokális maximuma) egy különálló spektrális adatosztályt jelent. A többdimenziós hisztogram kezelése körülményes, ezért az eljárás 1-4 dimenzió esetén működik hatékonyan. További hátránnyként mondható el, hogy az egymással átfedő osztályok elkülönítése nem mindig sikeres.

Többdimenziós hisztogram elemzése (folytatás)

- A spektrális adatosztályok és a tematikus kategóriák közötti viszony a következő lehet:
 - a spektrális adatosztály megfelel egy tematikus kategóriának
 - több spektrális adatosztály építi fel a tematikus kategóriát
 - egy spektrális adatosztály több tematikus kategóriában is fellép.

Felügyelt osztályozás

- A felügyelt osztályozás célja, hogy a kép minden egyes pixelét a tematikus kategóriák valamelyikéhez soroljuk be a tematikus kategóriák mintáiból kigyűjtött adatok felhasználásával. A kategóriák mintaterületeinek kijelölése történhet terepi bejárás alapján, vizuális interpretációval vagy korábbi információk felhasználásával. A mintaterületek egyik részét az osztályozó tanítására használjuk, a másik részét pedig tesztelés céljából elkülönítjük.

- A tematikus osztályozástól megkívánjuk, hogy az:
 - matematikailag megfogalmazható
 - számítógépen megvalósítható
 - pontos és megbízható
 - gyors és olcsó
 - objektív és általánosítható eljárás legyen.

Négy általánosan használt osztályozó:

1. A legközelebbi középpontú osztályozás (minimum distance to mean classifier) során az ábrán látható pixel az egyes célkategóriák átlagvektorainak és a pixel intenzitásvektorának különbségeként a homok célkategóriához sorolódik, holott intuitíve a településhez rendelnénk.

A legközelebbi szomszéd

2. A legközelebbi szomszéd (nearest neighbour classifier) osztályozásnál a pixelt nem a középponthoz, hanem a legközelebbi szomszéd osztályába soroljuk, de ekkor is léphetnek fel hibák: vékony osztályok, átfedések és hiányok esetén.

Megjegyzés:

Az előbbi két eljárás hibája, hogy sem a középpontok, sem a kategóriák egyes pixelei önmagukban nem reprezentálják a tematikus osztályt az intenzitástérben.

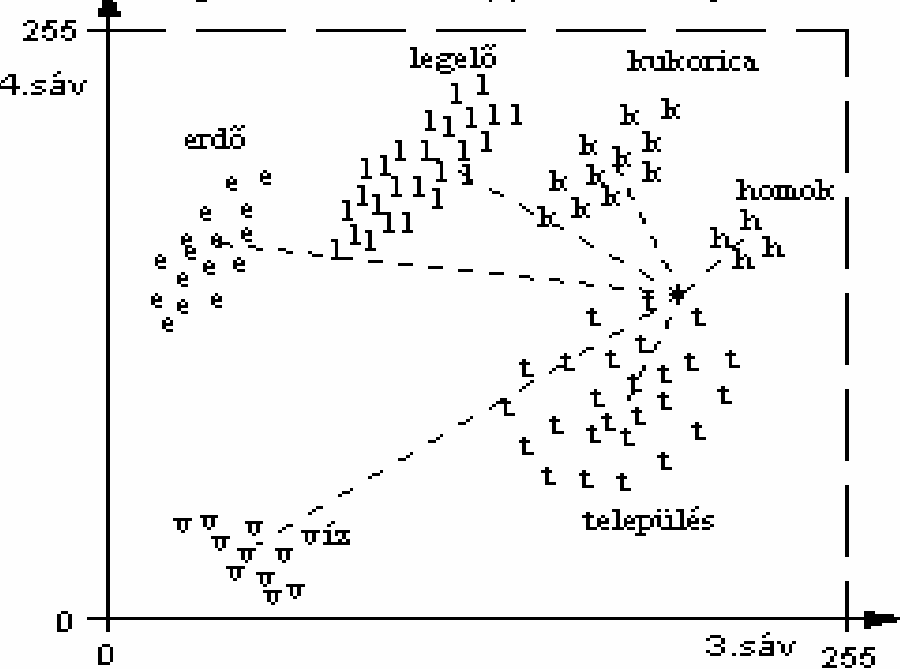
Tégla osztályozás

a (hiper) tégla osztályozásnál (parallelepiped classifier) a burkoló, koordináta-tengelyekkel párhuzamos oldalú téglalapot tekintjük az osztály intenzitásterének. A felvételek sávjai között viszont többé-kevésbé szoros korreláció van és ezért a tematikus osztályok eloszlásai ferdek, elnyúltak

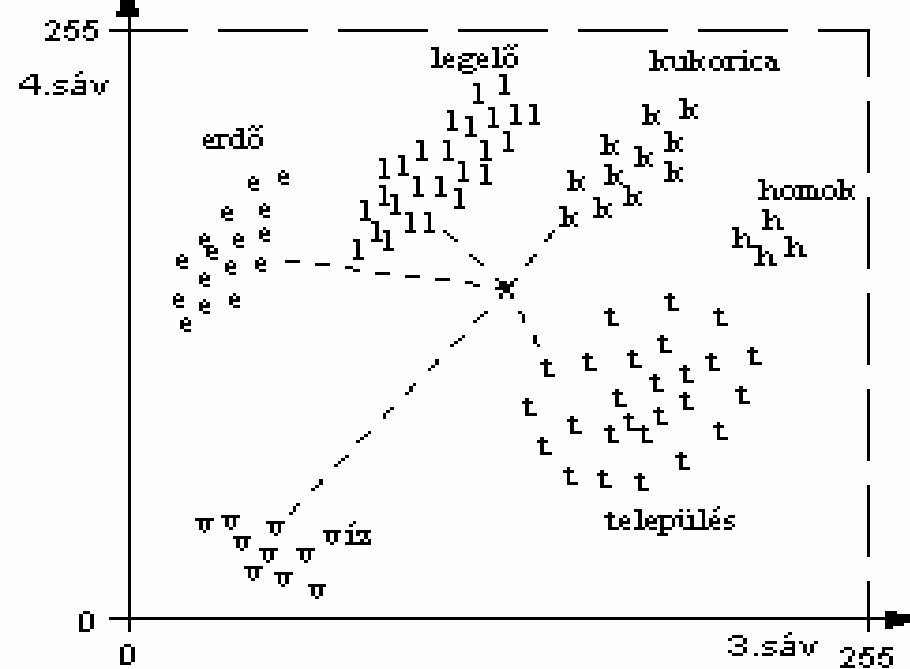
Legnagyobb valószínűség

Legnagyobb valószínűség (maximum-likelihood classifier) osztályozásnál megrajzoljuk az egyes osztályokban az azonos valószínűségek szintvonalait, és a pixelt abba az osztályba soroljuk, ahol magasabb értékű szintvonalon belül van.

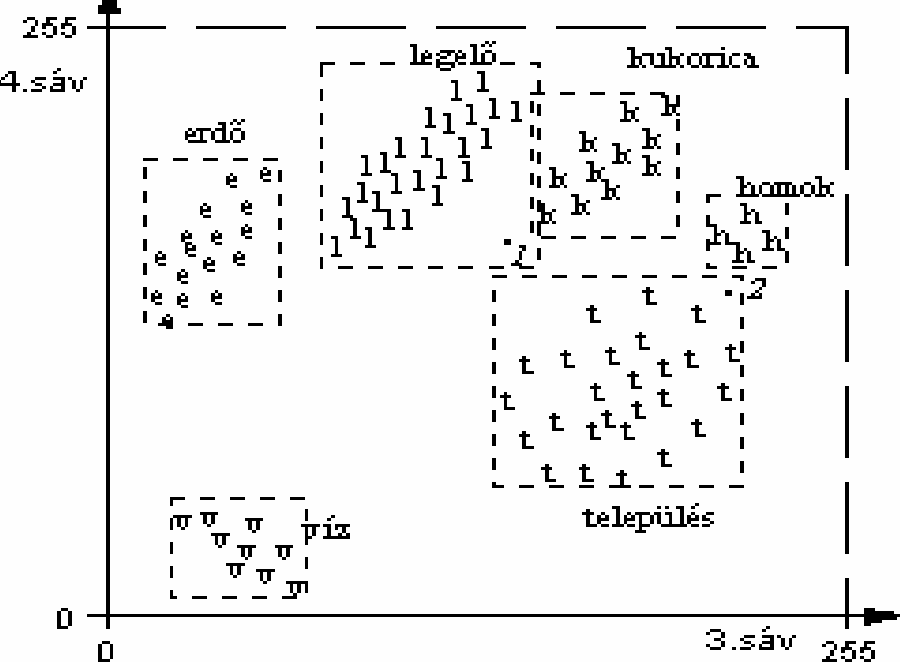
Legközelebbi középpont osztályozás



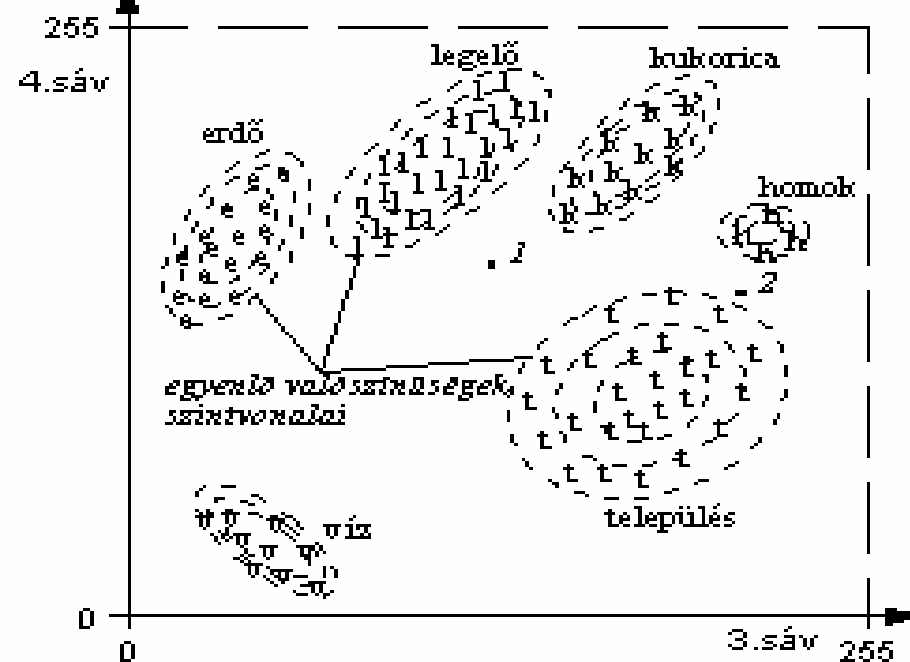
Legközelebbi szomszéd osztályozás



Téglalap osztályozás



Legnagyobb valószínűség osztályozás



A felügyelt osztályozásnál tehát a tematikus kategóriák meghatározása után osztályozzuk a képet, míg a nem felügyelt osztályozásnál a klaszterezés után az egyes klasztereket feleltetjük meg a tematikus kategóriák valamelyikének.

További osztályozási eljárások

- hierarchikus osztályozás
- texturális osztályozók
- neurális hálózat alapú osztályozás
- Szegmentálás (speciális osztályozási eljárás)

Neurális hálózat alapú osztályozás

A mesterséges neurális hálózatot több rétegbe szerveződött neuronok építik fel. A neuronok a rétegen belül nincsenek összekötve, de két egymás melletti réteg minden neuronja kapcsolatban áll a másikkal.

Neurális hálózat alapú osztályozás (folytatás)

- A neuronok a beérkező jelek súlyozott összegét egy átviteli függvényen eresztik át a következőképpen:

kimeneti vektor=
átviteli függvény(súlymátrix* bemeneti vektor+küszöbvektor)

Neurális hálózat alapú osztályozás (folytatás)

- A súly- és küszöbértékek meghatározása a tanulási folyamat során történik, ahol a szükséges kell és a kapott van értékek közötti eltérés minimalizálása a cél. Az osztályozás eredménye vetekszik a legnagyobb valószínűség osztályozóval kapott eredményekkel.

Levél felismerő

■ Cél

- ez egy neuron háló alapú java program ami „Backpropagation” hálóra épül, különféle levelek felismerésére és osztályozására
- Képes valamilyen formában a levélszélek érzékelésére és bizonyos mintát állít elő, ami alapul szolgál egy neuron hálónak, ami majd eldönti a levél különböző fajhoz való tartozását

Szélek felismerése

- Az elsődleges feladat a levél széleinek a felismerése. Ehhez a „Prewitt Edge” algoritmust használja fel a program
- Ez az algoritmus a szürke-árnyalatot (gray-level) használja ki
 - Egy 3x3–as ábrán (részábrán) a négyzetgyökökből számolja ki ezt az értéket

Prewitt Edge

$$\begin{array}{ccc} -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \\ & x & \end{array} \quad \begin{array}{ccc} 1 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -1 & -1 \\ & y & \end{array}$$

És tekintsük a köv. képet

$$\begin{array}{c} +-----+ \\ | a1 a2 a3 | \\ | a4 a5 a6 | \\ | a7 a8 a9 | \\ +-----+ \end{array}$$

-Ahol:

-a1...a9 – a megfelelő szürke árnyalatok

$$-X = -1*a1 + 1*a3 - 1*a4 + 1*a6 - 1*a7 + 1*a9$$

$$-Y = 1*a1 + 1*a2 + 1*a3 - 1*a7 - 1*a8 - 1*a9$$

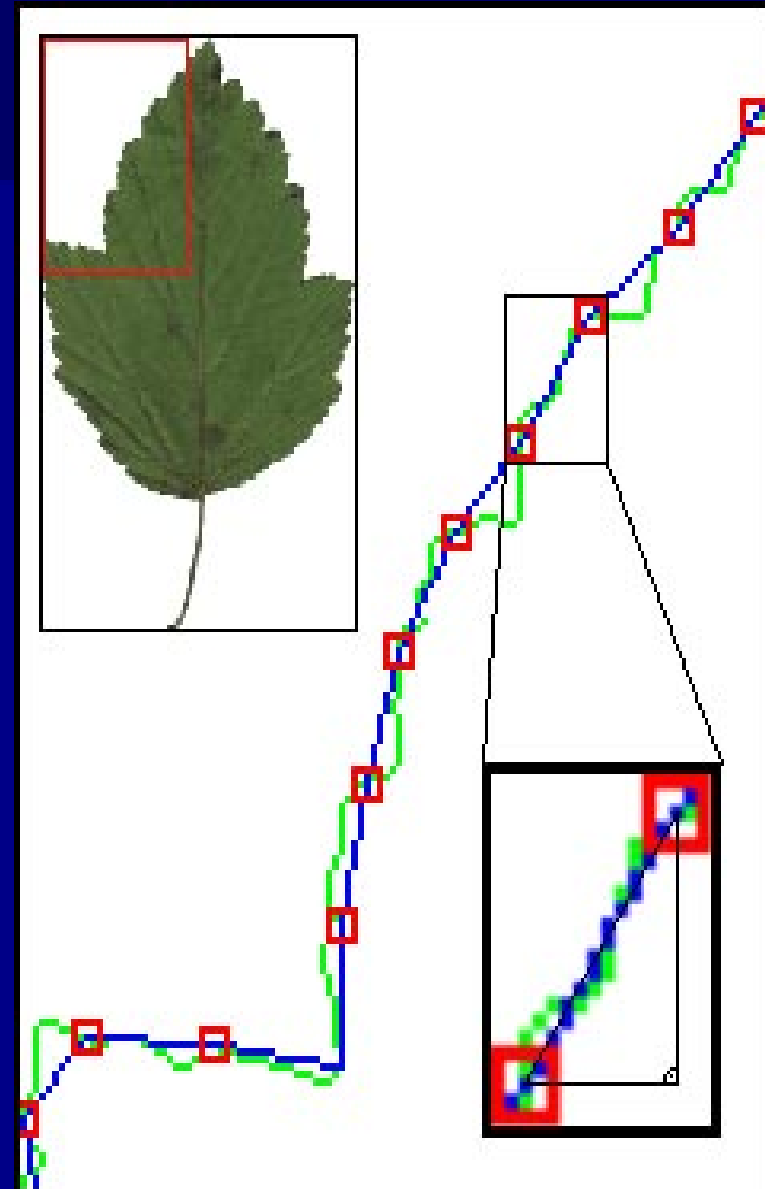
$$- \text{Prewitt gradiáns} = \text{SQRT}(X*X + Y*Y)$$

A levélforma

- A levél széle elegendő ahhoz, hogy a levél hovatarozását megadja (nem részletezzük itt)
- Ahhoz hogy a levélminta a neuron háló által felhasználható legyen, a mintában lévő szinusz, illetve koszinusz szögértékeket tekinti majd a felismerési minta kritériumának

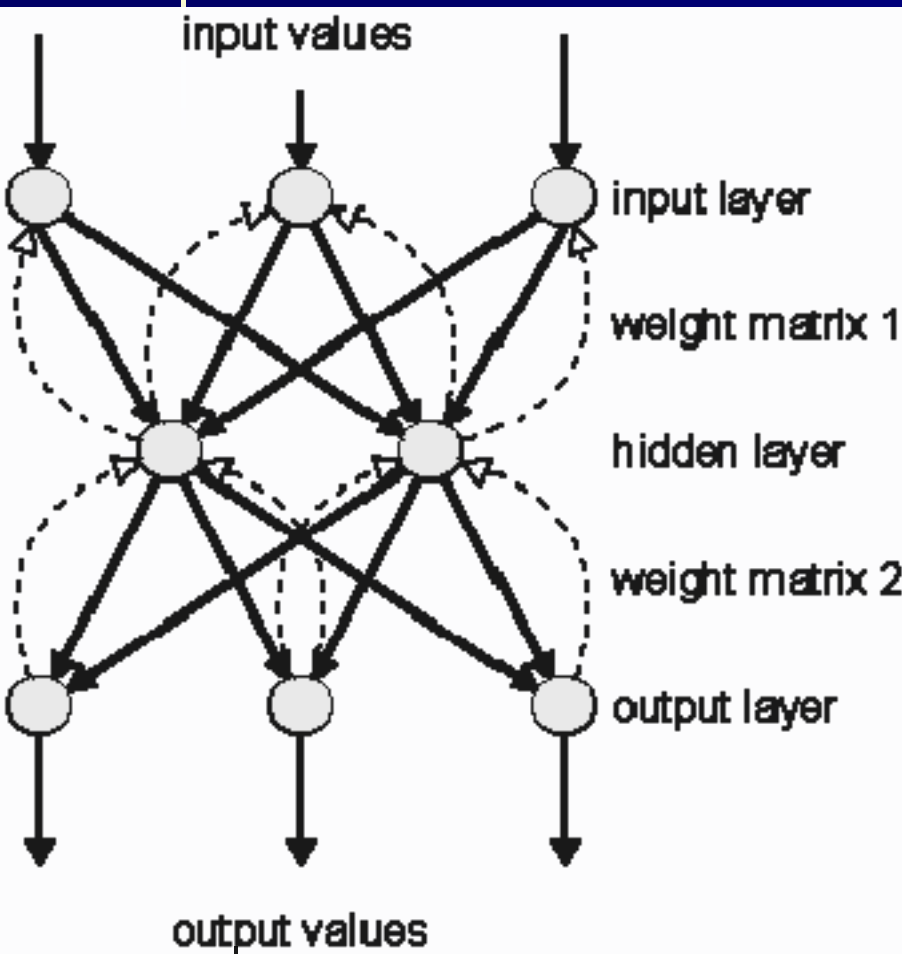
Példa

- A **zöld** vonal jelöli a sikeres levészél felismerés után a minta vonalát
- A **piros** kockák jelölik azon pontokat ahonnan majd vonalat húzunk a köv kockáig
- A **kék** vonal jelöli két kocka közepe között húzódó vonal feldolgozását, amiből a szinusz- és coszinuszokat fogjuk számolni; vagyis ez adja meg a levél reprezentációs mintáját



Neuron Háló

- Ez alkotja a másik lényeges részét a programnak
- Bemenetként a már fentebb említett átdolgozott minták szolgálnak, a megfelelő szinusz és koszinusz értékekkel
- A program egy elő-bemenetes (feed-forward) backpropagáló neuron hálót használ
- A rendszernek csak egy bemeneti, rejtett (feldolgozó), és kimeneti szintje van, a program felgyorsítása érdekében



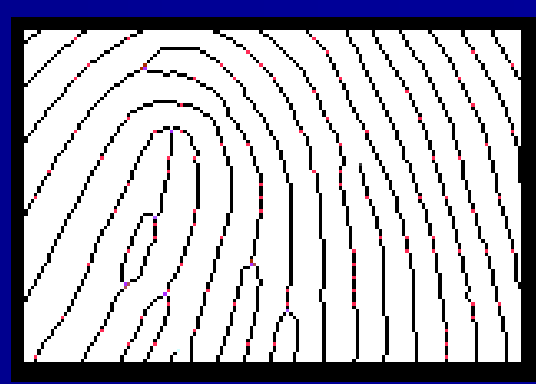
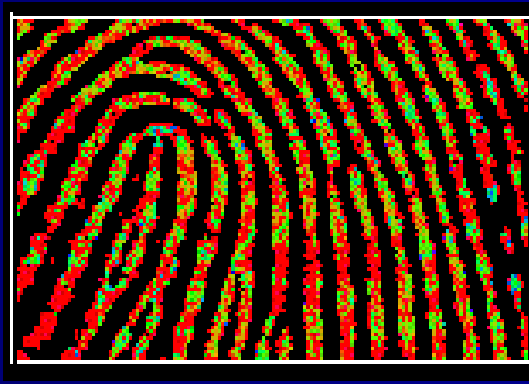
- A bemenő neuronok a már említett minta értékeket kapják, míg a kimeneti neuronok erősen függenek a különböző levél osztályok számától
- Minden más megegyezik az ismert Backpropagation háló általános matematikai elveivel

Ujjlenyomat felismerés

- Mint tudjuk az ujjlenyomata mindenkinek más, és ez jó módszer az egyének megkülönböztetésére, amit több helyen is előszeretettel használnak.
- Az ujjlenyomat felismerésnek is több változata létezik de az egyik leggyakoribb az a mesterséges intelligenciával való képfeldolgozás

Elő-feldolgozás

- A már fentebb említett lépésekkel a szürke képet átdolgozzák, kiszűrve a zajokat, homályos részeket, vágásokat, forradásokat

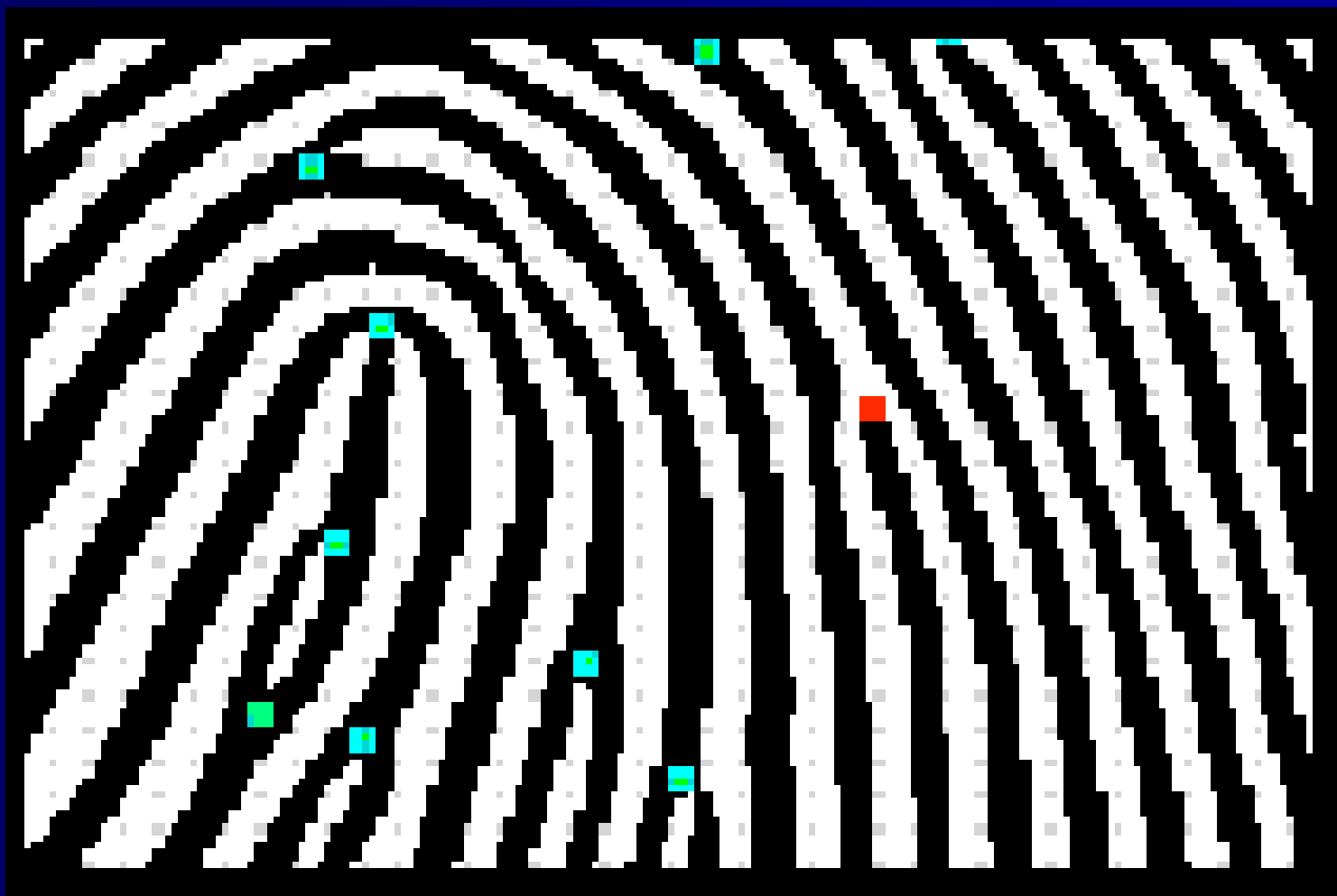


Jellemző vonások felismerése

- Az így kapott váz képen felkutatják az elágazódásokat, végződéseket és ezeket megfelelő képen kódolják, ezek lesznek a kritikus pontok a felismerés szempontjából, és szolgálnak bemenetnek a neuron halónak



Ujjlenyomat minta

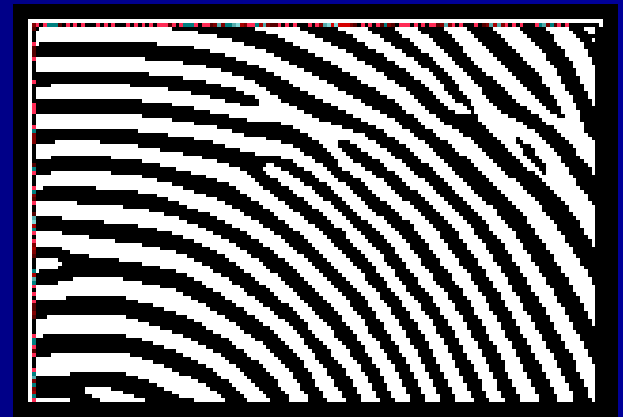
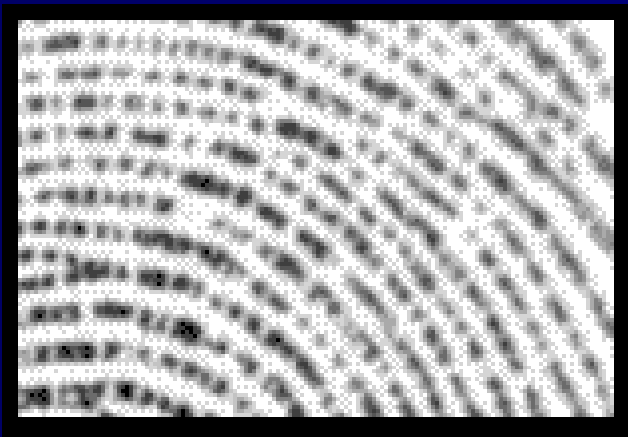


Össze-egyeztetés

- A kontrolpontok (minutiae= arolékos részlet) elemzése során nemcsak azok x-y béli elhelyezkedésüket veszi figyelembe a rendszer, hanem az egymáshoz és a környezethez és az egészhez való kapcsolatot is
- Ez lehetővé teszi a hibás, illetve rossz minőségű bemenetek feldolgozását is

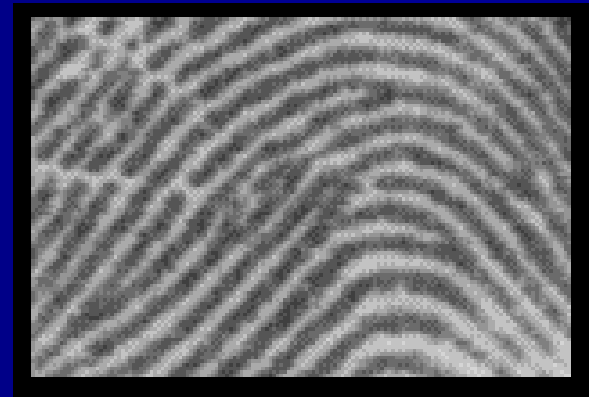
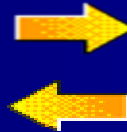
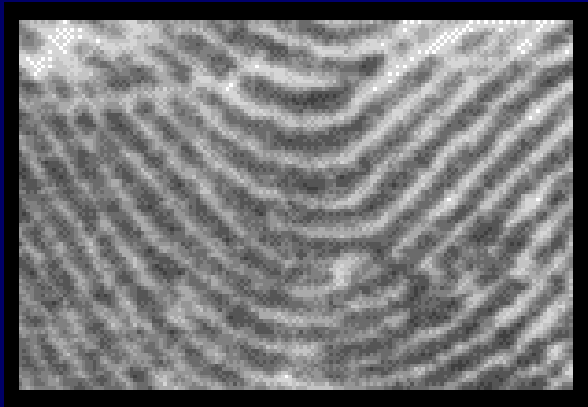
Tisztítás

- Mivel sok szennyeződéés kerülhet a képbe és a vonalak sem folytonosak, ezért ezeket egy intelligens „tisztító” eljárással helyreállítja a rendszer



Írányítottság

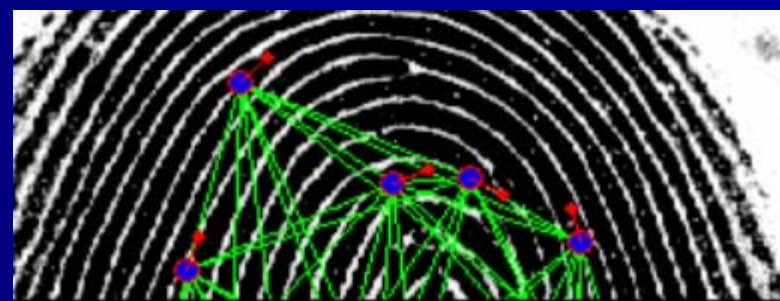
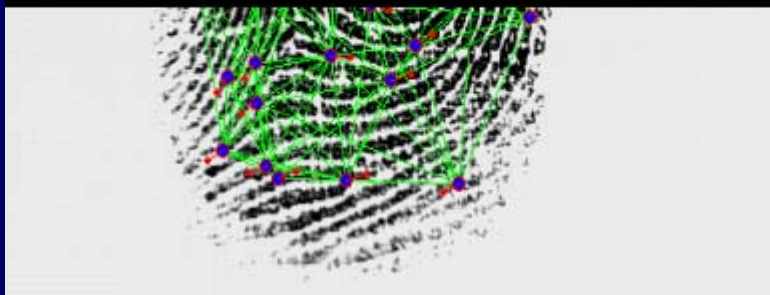
- A különleges feldolgozásnak köszönhetően a minták irányítottsága nem befolyásoló tényező



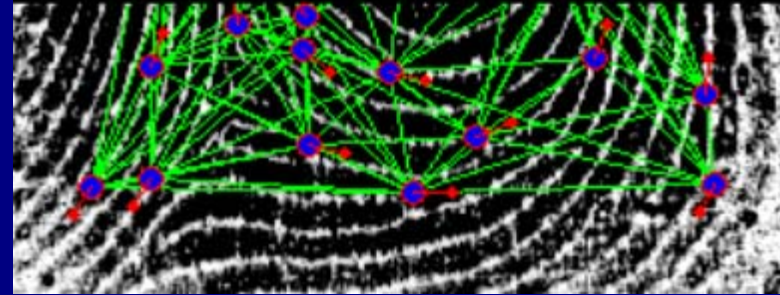
Ujjlenyomat minta feldolgozás után



Fingerprint Recognition
www.griaule.com



Fingerprint Recognition
www.griaule.com

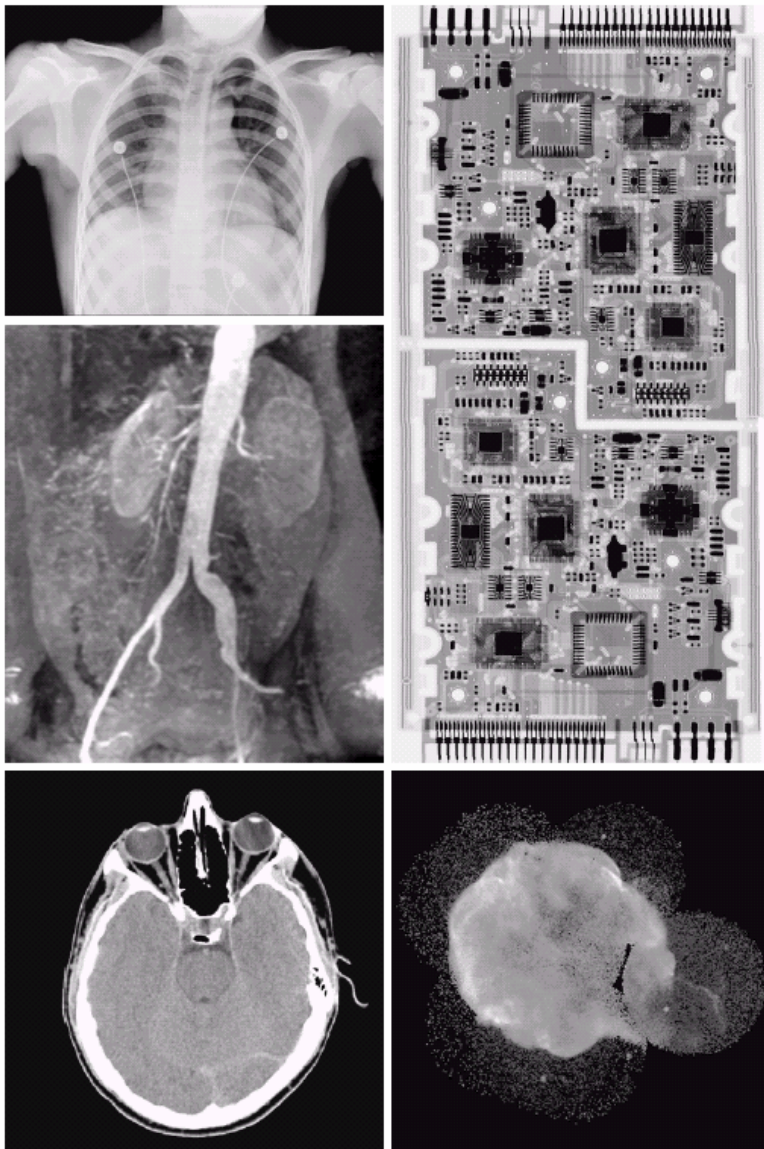


Minta feldolgozás, illetve felmerés után



Felhasználási terület

- Számítógépes grafika
- Ipari ellenőrzések
- Orvostudomány
- Térképeszet
- Űrkutatás
- Bsztonsági rendszerek
- Stb. ...



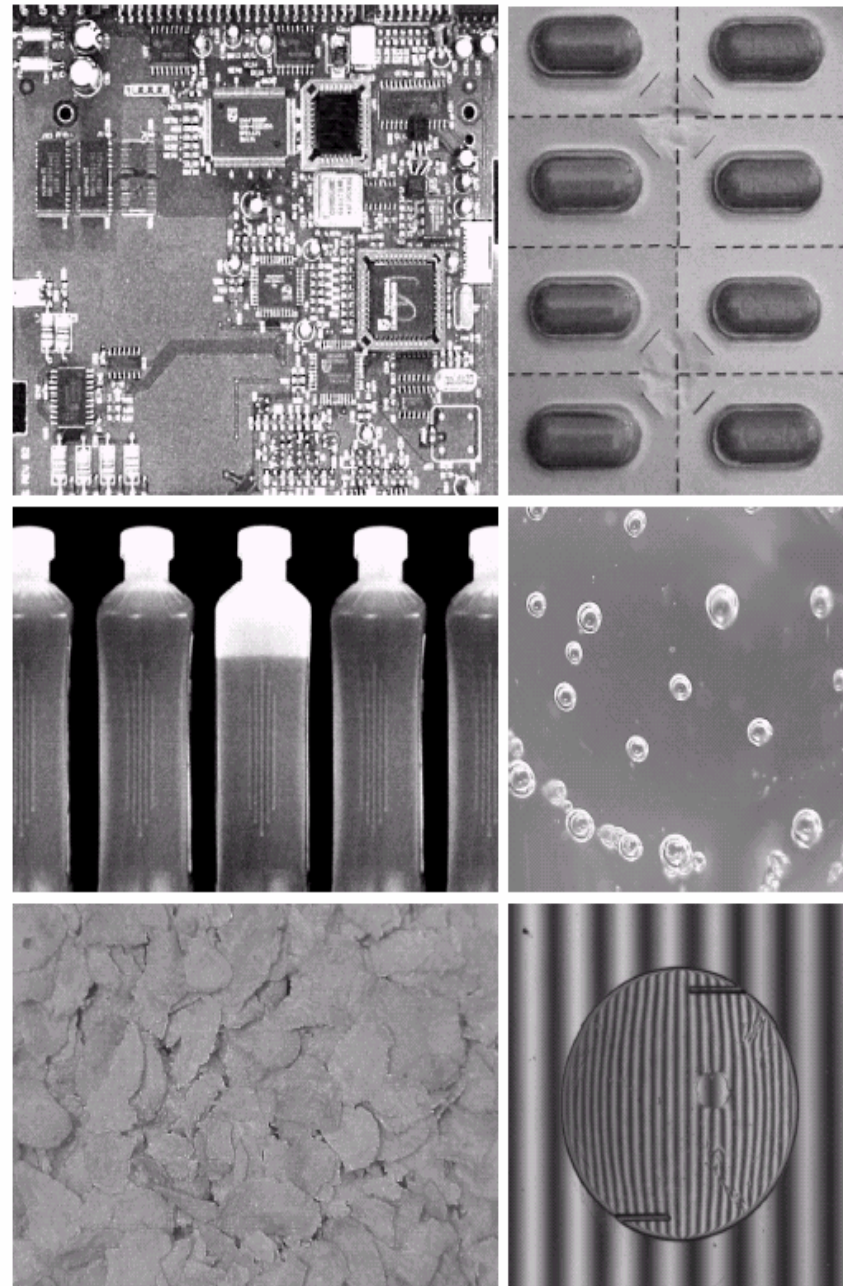
a
b
c
d
e

FIGURE 1.7 Examples of X-ray imaging. (a) Chest X-ray. (b) Aortic angiogram. (c) Head CT. (d) Circuit boards. (e) Cygnus Loop. (Images courtesy of (a) and (c) Dr. David R. Pickens, Dept. of Radiology & Radiological Sciences, Vanderbilt University Medical Center, (b) Dr. Thomas R. Gest, Division of Anatomical Sciences, University of Michigan Medical School, (d) Mr. Joseph E. Pascente, Lixi, Inc., and (e) NASA.)

a
b
c
d
e
f

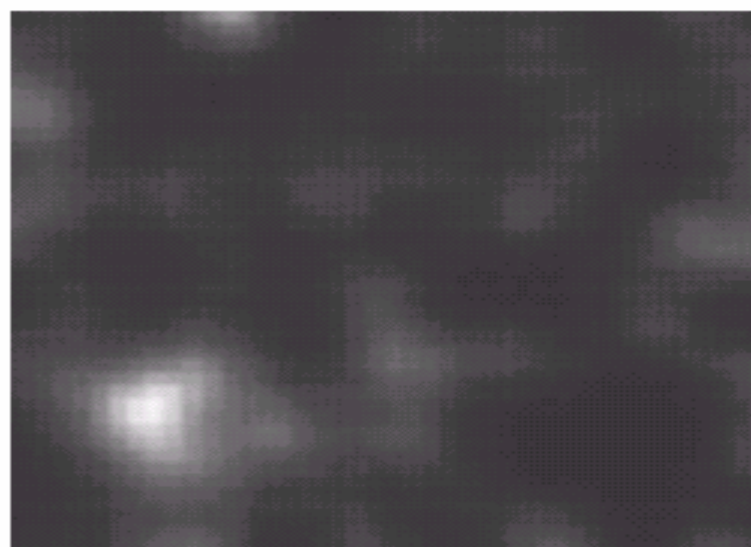
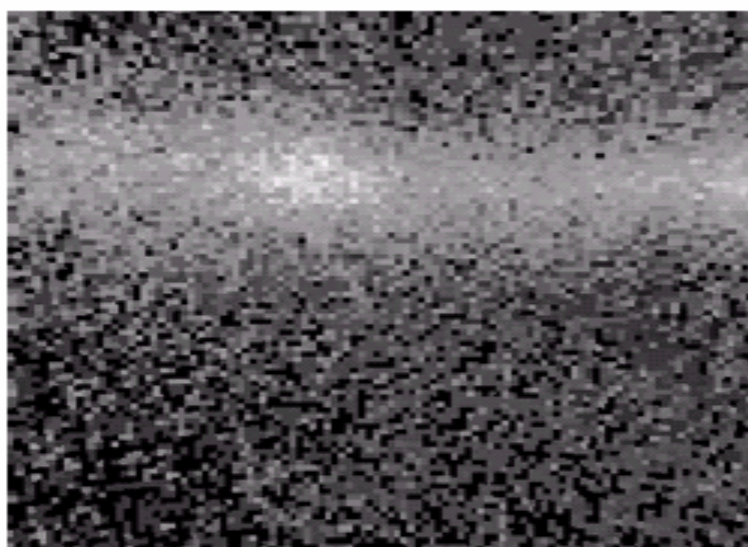
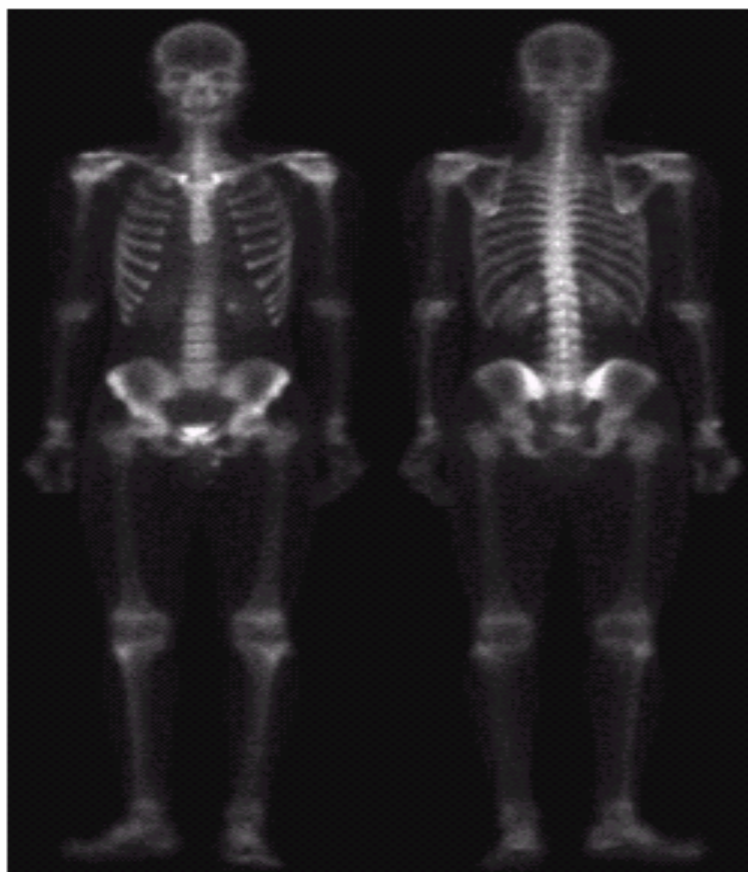
FIGURE 1.14

Some examples of manufactured goods often checked using digital image processing. (a) A circuit board controller. (b) Packaged pills. (c) Bottles. (d) Bubbles in clear-plastic product. (e) Cereal. (f) Image of intraocular implant. (Fig. (f) courtesy of Mr. Pete Sites, Perceptics Corporation.)



a b
c d

FIGURE 1.6
Examples of gamma-ray imaging. (a) Bone scan. (b) PET image. (c) Cygnus Loop. (d) Gamma radiation (bright spot) from a reactor valve. (Images courtesy of (a) G.E. Medical Systems, (b) Dr. Michael E. Casey, CTI PET Systems, (c) NASA, (d) Professors Zhong He and David K. Wehe, University of Michigan.)



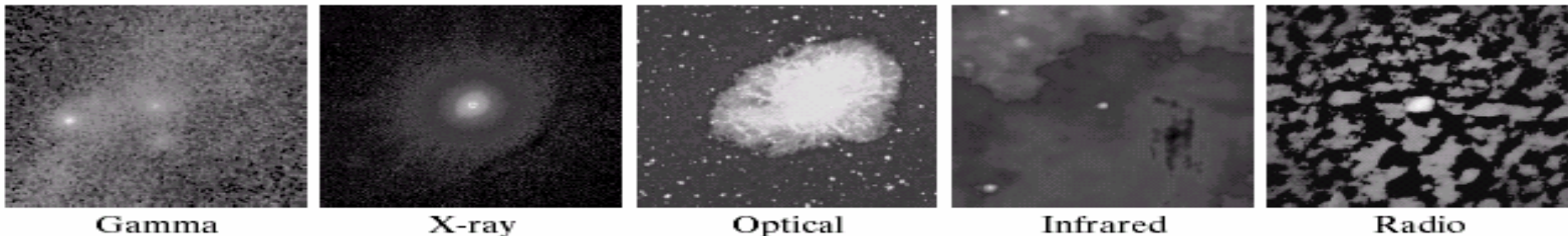


FIGURE 1.18 Images of the Crab Pulsar (in the center of images) covering the electromagnetic spectrum. (Courtesy of NASA.)



FIGURE 1.15 Some additional examples of imaging in the visual spectrum. (a) Thumb print. (b) Paper currency. (c) and (d). Automated license plate reading. (Figure (a) courtesy of the National Institute of Standards and Technology. Figures (c) and (d) courtesy of Dr. Juan Herrera, Perceptics Corporation.)



FIGURE 1.16 Spaceborne radar image of mountains in southeast Tibet. (Courtesy of NASA.)

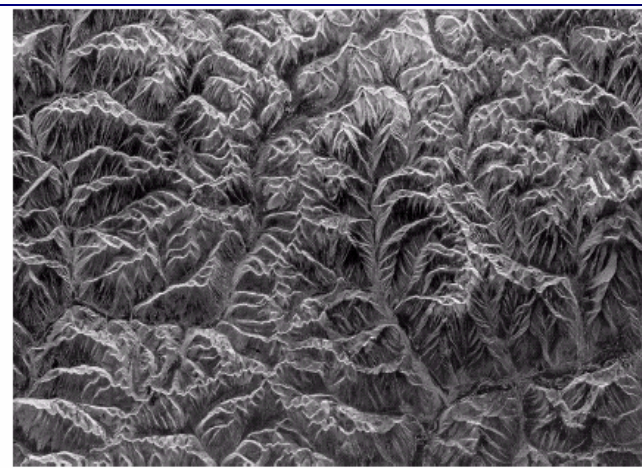


FIGURE 1.21 (a) 250× SEM image of a tungsten filament following thermal failure. (b) 2500× SEM image of damaged integrated circuit. The white fibers are oxides resulting from thermal destruction. (Figure (a) courtesy of Mr. Michael Shaffer, Department of Geological Sciences, University of Oregon, Eugene; (b) courtesy of Dr. J. M. Hudak, McMaster University, Hamilton, Ontario, Canada.)



Könyvészet és utalások

- Rafael C. Gonzalez, Richard E. Woods, Digital Image Processing Second Edition, New Jersey
- Képosztályozás
 - <http://www.geo.u-szeged.hu/~joe/fotogrammetria/GeoInfo/geoinfo3.htm>
- Levél felismerő
 - <http://www.jens-langner.de/lrecog/applet.html>
- Ujjlenyomat felismerő
 - <http://www.east-shore.com/index.html>

**Ébresztő és köszi a
figyelmet !**