

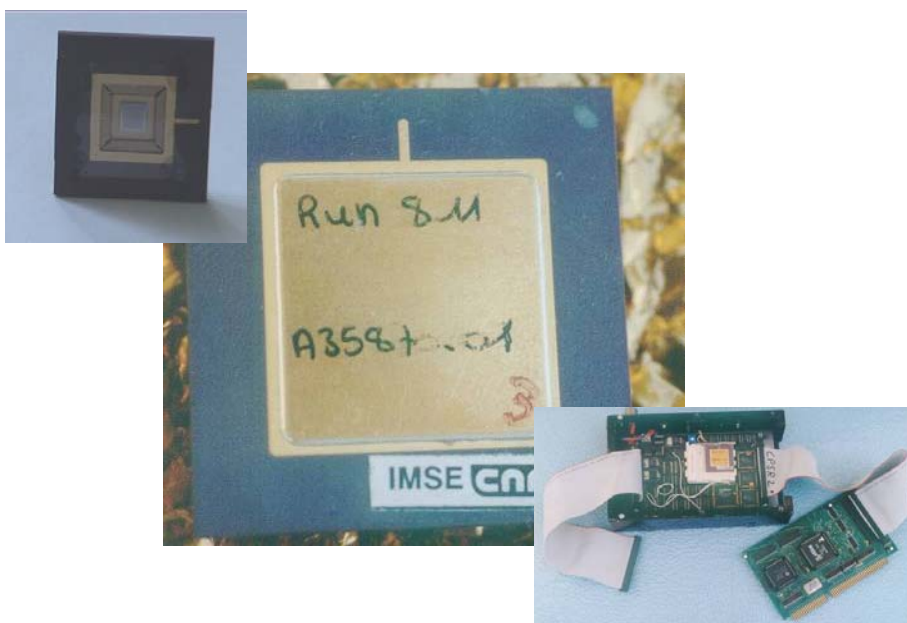
AUTOMATIKUS KÉPFELDOLGOZÁS A HADITECHNIKÁBAN

A CELLULÁRIS NEURÁLIS HÁLÓZAT

A következő bemutató témája a Celluláris Neurális Hálózat (CNN) technológiára épülő, a hagyományos képfeldolgozási rendszereken futó algoritmusoknál hatékonyabb és gyorsabb algoritmusok ismertetése.

A CNN mozaikszó jelentése: Cellular neural network — Celluláris neurális hálózat, ami azt jelenti, hogy elemi processzáló elemekből felépülő hálózat az idegrendszer, illetve az agy tevékenységeit szimulálva működik.

A bemutató során rövid betekintést nyújtunk a CNN működésébe, fizikai megvalósításába, majd az eddig elért eredmények és a továbbfejlesztési irányok kerülnek bemutatásra.



1. ábra. Magyarországon megtalálható működőképes különböző CNN chip típusok

A képen (1. ábra) az optikai bemenettel is rendelkező 20*22-es bináris bemenetű bináris kimenetű chip látható a bal felső sarokban, a középpontban a 64*64-es CNN chip, mely 1999-es fejlesztésű. Mindkét chip intézetünk rendelkezésére áll. Az elmúlt év során algoritmusokat dolgoztunk ki erre a chipre.

A CNN MŰKÖDÉSÉNEK ELMÉLETI HÁTTERE

1. képlet [1].

$$C_x \dot{v}_{xij}(t) = -\frac{1}{R_x} v_{xij}(t) + \sum_{C(kl) \in N_r(i,j)} A_{ij,kl} v_{ykl}(t) + \sum_{C(kl) \in N_r(i,j)} B_{ij,kl} v_{ukl} + I_{ij}$$

Az eddig elhangzott elméleti háttér számunkra nem jelentene semmit, ha a fizikai megvalósítás túlságosan bonyolult, vagy költséges lenne.

A fizikai megvalósítás helyettesítő képe látható, alatta pedig a neki megfelelő átmeneti függvény. A lineáris template-ek leírása megoldható 19 konstanssal.

A mátrix- szomszédos cellák kimenetének súlyozását írja le, a B mátrix — a szomszédos cellák állapotait súlyozó tényezőket tartalmazza A I konstans — a súlyozott összegekhez adódó additív áram.

Az eddig elkészült CNN chipek adatai

1. Táblázat

	München (1994)	Sevilla (1995)	Berkley (1996)	Helsinki (1997)	Sevilla (1999)
CNN cellaszám	12*12	20*22	16*16	48*48	64*64
Technológia	CMOS 2μ	CMOS 0.8μ	CMOS 1.2μ	CMOS 0.5μ	CMOS 0.5μ
CNN modell	DTCNN	DTCNN full range model	CTCNN Chua-Yang	CTCNN full range model	CTCNN full range model
Időállandó	0.2μs	250ns	54ns	20ns	100ns
Input	analóg	bináris	analóg	bináris	Analóg
Output	bináris	bináris	analóg/bináris	bináris	Bináris
Ekvivalens számí- tási teljesít- mény/cm2	68 Gop/s	180 Gop/s	655 Gop/s	11.7 Top/s	4.189 Top/s

A pirossal kiemelt oszlopokban található az 1995-ben és 1999-ben elkészült CNN chip a HM Technológiai Hivatal rendelkezésére állnak. Az 1. táblázat utolsó sorában található teljesítmény adatokhoz összehasonlításként megjegyezném: a ma még használatos 400 MHz-es Pentium proceszorok 4Gop/s (800 Mflop/s-os) számítási teljesítményűek.

Jelenleg folyik a 128*128 és a 256*256 képpontot egyszerre feldolgozó chipek fejlesztése Sevilla-ban.

FŐBB KUTATÁSI EREDMÉNYEK

Multispektrális képfúzió

A képfúzió nagyon fontos szerepet tölt be a multiszenzoros rendszerekben, mert a kamerák felbontásának növelése nélkül nyújt nagy segítséget a kezelő számára. A multiszenzoros rendszerekben az egyes szenzorok által nyújtott információból egyesítéssel állítunk elő komplexebb eredményt, amely az egyes szenzorok által biztosított adatokból az ember számára legértékesebbeket válogatja ki, sőt korrigálja más szenzoroktól nyert adatokkal. A következő algoritmus normál nappali, illetve infrakamera képét integrálja elősegítve ezzel a térfigyelést végző személyek munkáját. Két algoritmust találtunk, amelyek az előbb említett követelményeknek megfelelnek.

A következő ábrán (2. ábra) látható a bemenetre érkező normál kamera képe, melyet a harmadik ábrán látható képpel kívánunk „összefésülni”. A két különböző frekvenciatartománybeli képek sem, méretre sem a képtartalmat tekintve nem egyeznek meg teljesen.



2. ábra. Normál kamera képe



3. ábra. Infrakamera képe

A feldolgozás során tehát az első lépésben szükséges a két képet fedésbe hozni, miáltal a méretük, illetve a képen látható objektumok azonosak.

A következő lépésként a két kamera képének az egymás általi „feljavítása” következik.

Az első fúziós algoritmus az infrakamera képén a — kezelő számára — sötét képrészletek világossági szintjét megemeli, illetve nagyobb világossági érték tartományra húzza szét a lokálisan definiálható minimum, illetve maximum értékeket. A világossági értékek transzformációjának alapjául a normál kamerás kép világosságértéke szolgál.



4. ábra. Fúziós algoritmus 1

A második fúziós algoritmus a normál kamera képén a — kezelő számára — sötét képrészletek világossági szintjét megemeli, illetve nagyobb világossági érték tartományra húzza szét a lokálisan definiálható minimum, illetve maximum értékeket. A világossági értékek transzformációjának alapjául az infrakamera kép világosságértéke szolgál.



5. ábra. Fúziós algoritmus 2

Objektum kiemelés

A feldolgozott képen (6. ábra) a megtalált légi cél köré piros kört rajzolt az algoritmusunk. A horizont vonalat dinamikusan, képről képre állítjuk elő.



6. ábra. Objektum kiemelés

A bemeneti képet két részre bontjuk, az egyik a horizont vonal alatti rész, a másik a horizont vonal feletti rész. A keresett objektumok a határoló vonal felett helyezkednek el. A horizont vonal tehát nem egy előre meghatározott egyenes vonal, hanem képről képre dinamikusan változó görbe.

A hamis riasztások számának csökkentése érdekében az objektumok morfológiai (alak-tani) jellemzőit is figyelembe kell venni a későbbi feldolgozás során.

Mozgásdetektálás

Mozgás detektálása állandó háttérkép mellett



7. ábra. Mozgó objektumok detektálása

A következő algoritmus a mozgás detektálásának egyszerűbb problémáját mutatjuk be. Ezen a képen (7. ábra) azokat a képen látható objektumokat keressük, amelyek elmozdulnak és hőmérsékleti értékük az ember testhőmérsékletével azonos. A konferencián bemutatott filmen látható volt, hogy a megtalált mozgó objektumok piros határoló vonallal kerültek megjelölésre.

Az algoritmus objektumként definiálja az azonos hőmérsékletű pontok halmazát, melyek vagy szomszédosak, vagy a szomszédjuk is az objektumhoz tartozik.

A piros vonal az előzőekben definiált objektumok határoló vonala, mely minden képre a képsorozatban kiszámításra kerül.

Mozgás detektálása mozgó háttérkép mellett



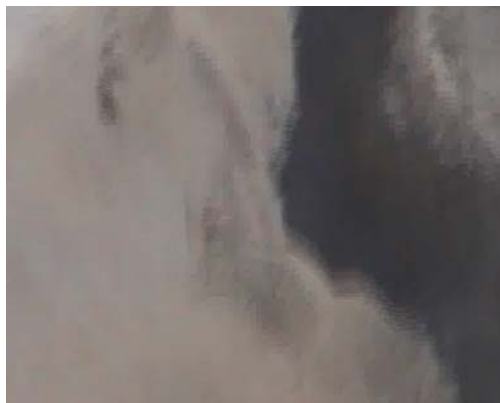
8. ábra. Mozgó objektumok dinamikus detektálása

A 8. ábra mutatja be azt a feldolgozott képet, amelyen, autópályán mozgó járműveket láthatunk. A mozgó háttér ellenére a háttérhez képest elmozduló objektumokat, autókat jelöli meg az algoritmus. A felvétel 1500 méteres magasságból, párás légköri viszonyok között készült. Jól látható, hogy az autópályán mozgó járműveket az algoritmus piros színnel jelöli meg.

Az algoritmus első lépésben a képi információk alapján detektálja a háttér elmozdulását. A háttér elmozdulásának detektálása mintaillesztéses módszerrel történik, ahol az n -edik képen és az $n+1$ -edik képen közös pontokat keresünk, és e pontthalmaz elmozdulását vizsgáljuk. A fő feladat tehát annak a transzformációnak megtalálása, mely az egyik halmazt a másikba képezi le. A transzformációs mátrixot egy rövid iterációs folyamat után kapjuk meg, melynek eredményével végrehajthatjuk a háttér elmozdulásának inverz transzformációját, így kikompenzálva azt.

Utolsó lépésként az egyes, már mozgó, objektumok új helyét kell megkeresni az $n+1$ -edik képen. Az egyes objektumok alakotani jellemzőik alapján azonosíthatóak az új képen.

Kisfelbontású képek összeillesztése egyetlen egészé



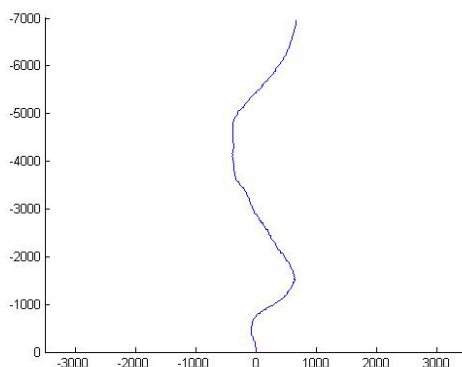
9. ábra Mozgó háttér

A 9. ábrán látható az algoritmus bemeneteként szolgáló képsorozat indító képe. A felvétel körülbelül 500 m magasan készült 2° -os nyílásszög beállítás mellett. A kép felbontása a digitális PAL szabványnak megfelelő 768×576 -os interlésztes kép.

A 9. ábrán látható kép viszonylag nagy felbontású, de nehéz folyamatosan figyelni és azonosítani a keresett objektumokat.

A probléma megoldásának lehetőségeként a képsorozatból a képek összeillesztésével egyetlen nagyfelbontású képet készítünk (7000×2000).

A feldolgozás első lépéseként a bemenő képsorozat alapján kiszámítjuk a helikopter repülési pályáját (10. ábra).

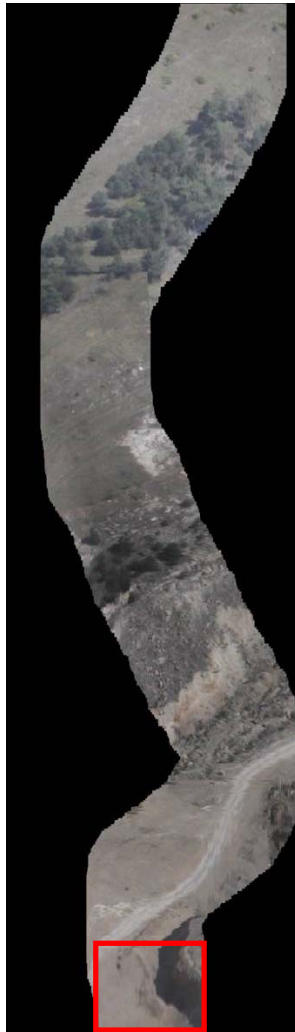


10. ábra. A helikopter számított pályája

A számított repülési pálya alapján a jó felbontású, de viszonylag kis területet átfogó képeket összeillesztjük az egymás után következő képek „közös” pontjait hozzuk fedésbe.

A 11. ábrán látható a 9. ábra helyzete, mint első képkocka helye az összeillesztett képen. A programot úgy lehet elképzelni, mintha ezekből az „apró” képecskékből, mint mozaikból épülnek fel a nagy képen folyamatosan az illesztési képrészletek mentén, melyek meghatározzák az illesztendő képek egymáshoz képesti viszonylagos helyzetét.

Az eredmény képen jól kivehető földutat, fákat, bokrokat láthatunk, mely mutatja az algoritmus jóságát



11. ábra. A képsorozatból számított, illesztett kép

IRODALOMJEGYZÉK

- [1] L.O.CHUA, L.YANG, "Cellular neural networks: Theory" and „Cellular neural networks: Applications”,IEEE Transactions on Circuits and Systems, Vol.35, pp1257-1290,1998.
- [2] TIBOR BUZÁSI, BÉLA SZÉKELY: "The application of the cellular neural network (cnn) in military technology" in the proceedings of the RCMCIS'99 (Zegrze, POLAND, Oct. 6-8) pp 179–184.
- [3] TIBOR BUZÁSI, BÉLA SZÉKELY, ISTVÁN NAGY, LÁSZLÓ GÉRESI, ZOLTÁN VARGA: The application of the cellular neural network (CNN) in military technology. Regional conference on military communication and information systems 2000, October 4th–6th , 2000. Zegrze, POLAND.