

Aspecte ale fuziunii informației prelucrate numeric

Cornel BARNA
Universitatea „Aurel Vlaicu” din Arad

1. Introducere

1.1. Definirea fuziunii informațiilor

Problematika fuziunii informațiilor este relativ nouă și a apărut în cadrul inteligenței artificiale ca urmare a necesității cumulării unor informații provenite din surse eterogene. Ceea ce își propune ca finalitate fuziunea informațiilor este obținerea unor date mai exacte și mai fiabile despre mediul analizat decât cele obținute de la oricare din sursele de informații luate în mod independent. Un alt avantaj major al fuziunii este faptul că reduce dimensionalitatea problemelor, rezultatul fuziunii putând fi privit ca informația furnizată de o sursă virtuală care înlocuiește sursele ce intră în procesul de fuziune. Fuziunea este procesul prin care din mai multe surse de informații se obține o imagine parțial redundantă și parțial complementară a mediului analizat, care permite studierea atât a nivelului de încredere a surselor, cât și o mai mare informare despre mediu. Această abordare subliniază și aspectul de verificare a surselor prin compararea cu alte evaluări ale aceluiași context extern.

1.2. Clasificări folosite în fuziune

Dacă se face o clasificarea a tipurilor de caracteristici ce se fuzionează rezultă trei tipuri de fuziuni [Tho90]. Aceste nivele iau în considerare etapele prelucrării informației și anume: achiziția datelor de la sursele de informații, conceptualizarea informației prin determinarea unor trăsături sau proprietăți semnificative și luarea deciziilor prin clasificare sau altă operație conexă. O primă fuziune se poate face la un nivel inferior de prelucrare a informației, de exemplu la nivel de senzori sau de pixeli. În aceste cazuri

fuziunea are un caracter local deoarece nu s-a efectuat corelarea surselor de informații. Trebuie menționat că la acest nivel se poate detecta cel mai bine eroarea de nepotrivire a informațiilor care teoretic ar trebui să se refere la același element din mediu. Nivelul al doilea de fuziune se poate realiza la nivelul proprietăților sau a trăsăturilor specifice ansamblului informațiilor. La acest nivel de fuziune se pot lua în considerare și relațiile existente între diferitele componente ale sistemului. În general la acest nivel se obțin mai multe informații fuzionate care ulterior sunt folosite la nivelul de luare a deciziei, sau la fundamentarea ipotezelor care ulterior vor fi luate în considerare. Al treilea nivel de fuziune este cel de la nivelul deciziei când elementele de fuzionat reprezintă deja rezultatele clasificărilor. La acest nivel de fuzionare există pericolul să se fi pierdut anterior unele informații semnificative, în cursul clasificării, cea ce ar putea deforma rezultatul fuziunii. O altă clasificare posibilă poate fi făcută luând în considerare domeniul în care este folosită fuziunea. Din această perspectivă există numeroase abordări, ca de exemplu : aplicații militare sau civile, aplicații experimentale sau comerciale și multe altele. Aici ar trebui menționat că există unele domenii care au beneficiat mai mult de tehnicile utilizate în fuziune, cum ar fi de exemplu robotica, imagistica în medicină sau urmărirea țintelor în domeniu militar, ceea ce ar permite o clasificare a aplicațiilor după gradul în care utilizarea fuziunii informațiilor aduce beneficii în domeniu. În acest sens sunt aplicații la care beneficiul (tehnic sau economic) este important, cum ar fi cele menționate anterior și care în general folosesc date cu un nivel ridicat de incertitudine, aplicații la care beneficiul este rezonabil, dar efortul de implementare a fuziunii trebuie analizat, cum ar fi cele din meteorologie sau analizelor financiare și aplicații în care tehnicile de fuziune nu aduc beneficii notabile, cum ar fi de exemplu cele din ramuri industriale cu procese foarte bine cunoscute.

2. Fuziunea euristica

2.1. Fuziunea pe baza de medie

Obținerea unei valori fuzionate din surse diferite de informație se poate face și în mod intuitiv. Astfel dacă există o serie de măsurători furnizate de senzori diferiți care pot fi exprimate în aceeași unitate de măsură, o soluție simplă este determinarea unei medii, eventual cu dispersia corespunzătoare. Totuși trebuie subliniat că această abordare presupune o încredere uniformă în toate sursele de informare, iar în cazul în care o sursă este defectă poate să altereze informația rezultată prin fuziune. O altă problemă poate apărea dacă sursele sunt de tipuri diferite caz în care, pentru utilizarea aceleiași unități de măsură se poate folosi o medie ponderată [Yif97]. Dacă media este de tip aritmetic fuziunea este de tip sumă :

$$m_F = \sum_{i=1,n} w_i \cdot x_i \quad \text{unde } w_i \in [0, 1] \quad (2.1.)$$

În unele aplicații este dificil de stabilit care este valoarea ponderilor din cauza caracterului nedeterminat al unor parametri. Un exemplu de fuziune prin mediere este prezentat în [Ach00], în cadrul unui sistem de identificate a feței unei persoane. Compararea dintre imaginea de analizat și modele se face printr-o măsură de similitudine dată de distanța Hausdorff, după următoarea relație:

$$H(A,B) = \max (h(A,B), h(B,A)) \quad (2.2.)$$

unde

$$h(A;B) = \max_{a \in A} \min_{b \in B} \|a - b\| \quad (2.3.)$$

Se consideră că modelul analizat aparține persoanei ale cărei informații din baza de date au distanța Hausdorff cea mai mică.

Un alt articol interesant ca aplicare a fuziunii prin sumă ponderată este [Cho04], care tratează modul de formalizare a evaluării nivelului de încredere a unei informații militare pe baza recomandării NATO STSNAG 2022. Metrica reprezintă o fuziune prin sumă ponderată de forma:

$$d_{w\Sigma}(w, [db_1, \dots, db_n]) = \sum_{i=1}^n \min_{w' \in (db)} d(w, w') \cdot r(db_i) \quad (2.4.)$$

unde w' este o formulă a modelului db , $d(\cdot)$ reprezintă distanța Hamming, iar $r(db)$ este echivalentul numeric al unui element din mulțimea V

O altă categorie a operațiilor de fuziune este cea de tip produs, în care elementele ce fuzionează măresc nivelul de informare al rezultatului prin limitarea gradului de libertate al stării inițiale, cea ce se obține prin înmulțirea cu valori subunitare a unor parametri, sau prin restrângerea intervalelor acceptabile :

$$m_F = \prod_{i=1, n} s \cdot x_i \quad (2.5.)$$

Un exemplu de aplicare a acestui tip de fuziune este prezentat în [Mur98], referitor la funcționarea unui vehicul autonom pentru care se propune o rută de deplasare între două puncte, pe baza unei hărți. Sistemul de navigare a fost conceput pe două nivele: unul cognitiv și unul reactiv. Fuziune celor două informații se face prin suprapunere pe harta internă deci printr-o intersecție a celor două informații

Un caz particular al acestei abordări poate fi considerată fuziunea ierarhică prin arbori, în care plecând de la o situație generală, rezultatul se obține prin operații conjunctive secvențiale cu diferite constrângeri pe care le impun condițiile problemei. Un astfel de exemplu se prezintă în [Mak03], referitor la un sistem distribuit de senzori. Fuziunea informațiilor de la senzori se realizează prin intersecția datelor obținute în toată rețeaua, iar fiecare ipoteză primește un grad de încredere, în funcție de tipul sensorului și de numărul de confirmări pe care la întrunește

Referitor la cele prezentate anterior aș dori să menționez caracterul diferit al celor două tipuri de fuziuni. Primul, cel prin medie, tratează un set de informații presupuse redundante, dar incerte și încearcă să obțină rezultatul

prin evaluarea consensului dintre sursele de informații. O problemă a acestui tip de fuziune este cazul în care participă la furnizarea de date și surse false, cum ar fi în cazul senzorilor, cei defecti și care distorsionează rezultatul. Din acest motiv aplicarea fuziunii prin mediană este mai robustă decât media. Al doilea tip de fuziune implică aplicarea unor constrângeri asupra unei valori inițiale, deci creșterea informării prin îngrădirea posibilităților existente inițial.

2.2 Fuziunea prin vot

O formă specială de fuziune a informațiilor este aceea în care rezultatul se stabilește prin vot. Acest procedeu este în special folosit în cazul fuziunii informațiilor provenite de la un număr de experți umani care își exprima părerea referitor la un domeniu comun. Experții pot să exprime diferite laturi ale domeniului, deci nu trebuie să aibă toți același domeniu de preocupări. Votul poate fi de tip democratic, în care toate opiniile au același efect asupra rezultatului, sau de tip elitist în care unor experți li se acordă o încredere mai mare decât altora (este de fapt o formă medie ponderată), sau de tip ierarhic în care se efectuează o primă etapă de votare democratică între experți de aceeași credibilitate, iar în etapa a doua se trece la un vot cu ponderi diferite între rezultatele din prima etapă, în funcție de credibilitatea fiecărui grup. Metoda de votare (dacă există mai multe păreri) poate fi cu majoritate absolută, cu majoritate relativă sau acceptată prin unanimitate. Acest ultim caz este de fapt identică cu cea de tip produs. Se mai folosește uneori și votul median în care se consideră că distribuția părerilor este de tip gaussian și deci opinia de mijloc este cea corectă. Dintre metodele de fuziune prin votare mai trebuie amintită și cea care se bazează pe procedeu de votare introdus de Jean Charles Borda în 1770, în care fiecărui expert i se cere să stabilească o listă a opțiunilor ordonată după prioritatea pe care o consideră. Fiecare alegere primește un punctaj pe fiecare listă întocmită de câte un expert: maximum de puncte primul, iar celelalte opțiuni punctaje în ordine

descrescătoare. Este declarată câștigătoare opțiunea care întrunește cele mai multe puncte prin însumarea rezultatelor de pe fiecare listă. Nu este obligatoriu ca votul să fie dat de experți umani. În [Bak01] se prezintă o metodă de fuziune a informațiilor printr-un procedeu numit „mașină virtuală de votare”. Acesta este de fapt un program la nivelul middleware-ului unei rețele de calculatoare, care acceptă o serie de comenzi prin care se poate modifica modul de decizie al mașinii. Referitor la acest paragraf aș menționa valoarea practică a acestor metode. În multe cazuri fuziunea informațiilor nici nu apare în studii în mod explicit, ci se folosesc aceste metode euristice ca fiind în mod implicit valabile

3.Fuziunea prin metode probabilistice

Abordarea statistică este o metodă des utilizată în fuziunea datelor, folosind diferite nivele de complexitate. O analiză laborioasă a fuziunii de acest tip este prezentată în [Kit98], prin sistematizarea unui număr mare de aplicații.

Astfel autorul ajunge la analiza unor relații de tip produs și sumă probabilistică. Relația de tip produs este de forma:

$$P^{(1-R)}(\omega_j) \prod_{i=1}^R P(\omega_j | x_i) = \max_{k=1}^m P^{(1-R)}(\omega_k) \prod_{i=1}^R P(\omega_k | x_i) \quad (3.1)$$

Această relație este una severă care anulează rezultatul și în cazul unui singur termen devenit egal cu zero. Relația de tip sumă este :

$$(1-R)P(\omega_j) + \sum_{i=1}^R P(\omega_j | x_i) = \max_{k=1}^m ((1-R)P(\omega_k) + \sum_{i=1}^R P(\omega_k | x_i)) \quad (3.2)$$

Fuziunea prin vot se obține din cea prin sumă dacă impunem o decizie fermă:

$$\Delta_{k,i} = 1 \quad \text{dacă } P(\omega_k | x_i) = \max_{j=1}^m P(\omega_j | x_i) \quad (3.3)$$

sau $\Delta_{k,i} = 0$ în rest

iar fuziunea se face prin:

$$\sum_{i=1}^R \Delta_{i,j} = \max_{k=1}^m \sum_{k=1}^R \Delta_{k,i} \quad (3.4.)$$

deci prin determinarea numărului mai mare rezultat din însumare.

Fuziunea prin maxim se obține prin aproximarea inferioară a celei prin sumă, iar fuziunea prin minim se obține prin aproximarea superioară a celei prin produs. Fuziunea prin medie aritmetică se obține din cea prin sumă în cazul în care probabilitățile claselor sunt egale. Din analiză rezultă că fuziunea de tip produs este afectată mai mult de eroarea cumulată decât fuziunea de tip sumă. Această concluzie este importantă deoarece explică rezultatele observate în practică și anume că fuziunea prin sumă indică valori de performanță mai bune decât cea prin produs, chiar dacă se impun presupuneri mai severe pentru ea.

Tot aici trebuie menționat articolul [Alk02] în care pe baza a numeroase experiențe se arată că fuziunea de tip produs așa cum este cea din relația (3.8.) dau rezultate slabe odată cu creșterea numărului factorilor, deoarece oricare valoare de zero anulează întreg termenul, cauzând o condiționare care este prea severă. Pentru condiții de determinare a factorilor ce au un nivel al zgomotului sau un nivel al incertitudinii ridicat este preferabil utilizarea unei fuziuni de tip sumă, cum ar fi media ponderată. Pentru a elimina acest dezavantaj se propune un operator numit produs

modificat \hat{P} care în cazul probabilităților condiționate este de forma:

$$\hat{P}(a|b) = t \quad \text{dacă} \quad P(a|b) \leq t \quad (3.5.)$$

$$\hat{P}(a|b) = P(a|b) \quad \text{dacă} \quad P(a|b) > t$$

unde t este o valoare de prag ce nu permite anularea termenului. Experimental s-a demonstrat că acest tip de operator dă rezultate mult mai bune decât fuziunea prin produs sau sumă.

În cazul fuziunii diferitelor imagini se folosesc tehnici specifice, cum este cea a rețelelor neuronale cu autoorganizare de tip Kohonen sau a analizei componentelor principale descrise în [Sch00]. Aplicația ce se dorește soluționată este obținerea unei singure imagini sintetice din mai multe imagini ale aceleiași regiuni dar luate de diferite camere video în benzi spectrale diferite. Metoda analizei componentelor principale are o abordare globală a imaginilor în care se calculează o matrice a covarianței mediilor din imaginile ce se doresc fuzionate, dar această abordare nu permite reliefarea tuturor detaliilor tocmai datorită abordării globale. Din acest motiv se realizează fuziuni pe domenii locale prin determinarea matricei de covariație locală care este apoi diagonalizată după vectorii proprii și sortată după valorile proprii în mod descrescător. Pentru vizualizare se alege proiecția după primul vector propriu al matricei, astfel obținându-se variațiile cele mai mari ale ferestrei. Pentru a nu avea discontinuități între ferestre se face o mediere ponderată cu distanța pe ferestre de 3×3 puncte în jurul pixelilor de la marginile domeniilor locale. Aplicarea acestei metode a pus în evidență o creștere a vizibilității detaliilor din imaginea obținută prin fuziune.

Dintre lucrările care abordează fuziunea prin prisma rețelelor bayesine aș menționa articolul [Bea03]. În acest studiu se urmărește realizarea urmăririi unei persoane într-o încăpere prin fuziunea informațiilor provenite de la două microfoane și o cameră video. Modelul matematic este construit sub forma unui graf orientat în care un set de parametri sunt considerați ca variabile de intrare, care modelează probabilistic semnalul audio emis și imaginea reală. Toate variabilele sunt considerate a fi sau discrete sau probabilistice cu distribuție gaussiană. Aceste intrări condiționează semnalele stereofonice audio și imaginea captată care sunt singurele date cunoscute.

Algoritmul este realizat iterativ în doi pași, în primul se corectează distribuțiile a posteriori ale variabilelor ascunse, iar în al doilea se actualizează parametrii de intrare. Astfel se calculează pentru fiecare cadru, în mod secvențial cea mai probabilă poziție l de pe ecran unde se află persoana urmărită:

$$\hat{l} = \max P(l | x_1, x_2, y) \quad (3.6.)$$

Aplicația ilustrează foarte bine posibilitățile rețelelor bayesiene atunci când modelul este bine conceput. De asemenea dintr-o analiza mai atentă rezultă și deficiențele pe care le poate avea fuziunea cu un număr mic de elemente. În acest sens autorii sunt obligați să considere ambele surse de informare ca fiind perfect fiabile, modelul funcționând numai în aceste condiții. Pentru a avea o posibilitate de apreciere a fiabilității componentelor trebuie să luăm în considerare minim trei surse, dacă dorim să obținem și informație fuzionată și o apreciere a nivelului de încredere a senzorilor.

4. Fuziunea prin metode fuzzy

În cazul fuziunii problemele apar ca și la orice abordare de tip fuzzy la modul de determinare a coeficienților de apartenență și a formelor funcțiilor de distribuție a acestora, deci în operația de fuzzyficare. În etapa următoare trebuie avut în vedere realizarea modelului de fuziune care în cazurile mai simple poate fi o operație de intersecție. Pentru modele mai complexe trebuie construite relațiile de inferență.

O abordare sistematică referitoare la fuziunea informației se face în [Yag97], analizată printr-o abordare similară cu cea a operatorilor OWA, introduse tot de Yager în 1988 [Dub00a]. Operatorii de mediere ponderați după ordonare OWA permit o agregare a informațiilor în mod gradat între maxim (folosit ca s-normă) și minim (folosit ca t-normă). Rezultatul aplicării operatorului OWA este produsul scalar dintre vectorul informației de agregat, dar care are datele ordonate în mod crescător și un vector W de ponderare, a cărui componente au următoarele proprietăți :

$$w_i \in [0,1] \quad \text{și} \quad \sum_{i=1,n} w_i = 1 \quad (4.1.)$$

Pentru diferite configurații ale vectorului de pondere W se pot obține funcțiile de maxim, minim, mediană sau medie. În realizarea unei fuziuni, conform lucrării, este necesară utilizarea unei funcții care să fie idempotentă, comutativă și monotonă, care poate genera un rezultat în intervalul cuprins între valoarea obținută prin t-normă și valoarea obținută prin s-normă. Pentru a modela cât mai fidel realitatea se propune introducerea unei funcții suplimentare numită „relație de combinabilitate” care să ia în considerare gradul în care informațiile ce intervin în fuziune se pot agrega, notat $R(x,y)$. Această funcție se poate stabili a fi, de exemplu, invers proporțională cu o distanță. Metrica folosită pentru determinarea distanței poate să difere în funcție de natura elementelor ce intră în procesul de fuziune. De exemplu în cazul informațiilor fuzzy se poate utiliza o măsură fuzzy așa cum a fost definită de Sugeno și care poate reprezenta gradul de încredere a observațiilor corespunzătoare fuziunii sau o funcție ce depinde de numărul de observații care au aceeași valoare. Influența relației de combinabilitate asupra rezultatului poate varia între două limite. Prima este situația în care toate elementele se pot fuziona având deplină încredere. Această situație se caracterizează prin relația:

$$R(x,y) = 1 \quad \text{pentru } \forall x,y \quad (4.2.)$$

iar a doua când elementele fuziunii se pot combina numai cu ele însele, caz în care avem relațiile :

$$R(x,x) = 1 \text{ și } R(x,y) = 0 \text{ pentru } \forall x \neq y \quad (4.3.)$$

Valorile rezultate din relația de combinabilitate au un efect de ponderare asupra informațiilor ce participă la fuziune, valoarea ponderii depinzând de numărul și natura elementelor de agregat. Pentru cazul în care și informația de fuzionat și rezultatul relației sunt mulțimi vagi se efectuează o intersecție a suprafețelor corespunzătoare mulțimilor fuzzy.

Un exemplu clasic de fuziune prin metoda fuzzy este [Yen96], care abordează problema fuzionării informațiilor provenite din două nivele de control a unui robot mobil și anume de la modulul ce urmărește scopul mișcării și de la modulul ce analizează mediul înconjurător. În cadrul modulului de urmărire a scopului se determină locația unde se dorește să se ajungă pe baza unei hărți incomplete a mediului. Din această informație și din cunoașterea poziției curente se determină direcția de mers, respectiv unghiul în care trebuie să se facă avansul mobilului. După determinarea unghiului se startează două din regulile fuzzy cele mai apropiate de scop și se calculează o medie ponderată de tip interpolativ între concluziile obținute. Din informațiile primite de la senzorii de distanță, modulul de analiză a mediului extern determină dacă există obstacole în cale mobilului. În funcție de poziția senzorilor care detectează obstacole se startează regulile fuzzy de inferență care apreciază direcțiile interzise de avans. Gradele de apartenență μ_i corespunzătoare celor două rezultate sunt apoi fuzionate printr-un operator conjunctiv, în care al doilea termen este negata rezultatul din modulul de analiză a mediului:

$$\mu_{fuziune}(x) = t - norm(\mu_{scop}(x), \mu_{mediu}) \quad (4.4.)$$

Acest tip de fuziune pare simplu, dar determinarea funcțiilor de apartenență precum și a regulilor de inferență, ceea ce reprezintă de fapt modelul fenomenului, nu este simplu de determinare.

Pentru cazul general de fuziune a informațiilor din două imagini este recomandat articolul [Sin04], în care se expun doi algoritmi de fuziune, unul fuzzy și al doilea neuro-fuzzy. Fuziunile se fac la nivel de pixel, de aceea operația este calibrată la valorile celor mai mici dimensiuni. În cazul fuziunii fuzzy se pot stabili parametri de formă și valorile de apartenență a celor două imagini de intrare, precum și regulile de fuziune. Pentru fuziunea neuro-fuzzy în afară de parametri amintiți în cazul precedent mai este necesar un set de valori de învățare (propus de autori la trei coloane din imagine) și un set de valori de testare (propus de autori la două coloane).

5. Fuziunea prin metode ce folosesc teoria posibilității

În mod asemănător cu celelalte metode prezentate cele mai simple exemple de fuziune sunt cele derivate din metodele empirice, aplicate funcțiilor de posibilitate. Astfel în modul cel mai simplu se pot aplica operațiile de t-normă, s-normă și mediere (cu sau fără ponderare) a două sau mai multe fluxuri de date provenite din diferite surse de informații. În aceste cazuri o să se aplice una din următoarele relații:

$$\text{Pentru } \forall u \in U \quad \pi_F(u) = \text{t-normă}(\pi_1, \dots, \pi_n)(u) \quad (5.1.)$$

$$\text{sau} \quad \pi_F(u) = \text{s-normă}(\pi_1, \dots, \pi_n)(u)$$

$$\text{sau} \quad \pi_F(u) = \frac{1}{n} \sum(\pi_1, \dots, \pi_n)(u)$$

Modul de selecție a unuia dintre operatori se face după cum se dorește să se realizeze o îngřádire a spațiului posibilităților, prin t-normă, o lărgire a spațiului, prin s-normă sau o determinare a proporției în care sursele de informare, consideră posibile unele valori, caz în care se va alege operația de mediere. Dacă se folosește operația de medie geometrică, în locul celei aritmetice, se accentuează natura conjunctivă a rezultatului.

O lucrare de referință în acest domeniu este [Dub94] în care se propune o abordare a fuziunii informației numai din prisma funcțiilor de distribuție a posibilității. Autorii nu iau în considerare și fuziunea valorilor, operație pe care o consideră agregare. Ei studiază formele care se obțin prin combinarea a două sau mai multe funcții de distribuție din domeniul posibilităților. Astfel o distribuție ce are pe întreg intervalul studiat valoarea 1 corespunde situației de ignoranță totală (orice valoare este la fel de posibilă). De aceea, pe măsură ce avem informații, trebuie restrâns nivelul de posibilitate la valori cât mai mici, în mod ideal având un singur punct cu posibilitatea 1, restul intervalului având posibilitatea 0.

De asemenea se face distincție între senzori a căror informație coincide și parțial și care sunt considerați senzori în care se poate avea încredere și senzori a căror informație este divergentă și deci cel puțin unul dintre ei furnizează informații false. În primul caz se propune utilizarea operatorilor t-normă pentru a reduce incertitudinea, iar în al doilea caz se propune utilizarea operatorilor s-normă pentru a acoperii ambele posibilități. În continuare se va folosi (așa cum apare și în lucrarea amintită) cazul particular în care t-norma va fi funcția minim, iar s-norma va fi funcția maxim.

O primă analiză se face pentru situația în care avem de determinat distribuția de posibilitate a fuziunii dintre doi senzori care pot fi considerați ambii fiabili. Pentru a întări încrederea în zona de distribuție care este comună senzorilor, se propune, normalizarea intersecției graficelor de distribuție cu un coeficient al gradului de concordanță. Acest coeficient este propus a fi înălțimea suprafeței de acoperire dintre cele două distribuții

$$h(\pi_1, \pi_2) = \sup_{u \in U} (\min(\pi_1(u), \pi_2(u))) \quad (5.2.)$$

unde U este universul în discuție. Rezultă că distribuția de posibilitate normalizată a fuziunii senzorilor este:

$$\forall u \in U, \pi_F(u) = \min(\pi_1, \pi_2)(u) / h(\pi_1, \pi_2) \quad (5.3.)$$

Dacă se consideră situația în care unul dintre cei doi senzori nu este considerat fiabil, se aplică, o fuziune cu prioritate, în care, în caz de neconcordanță a informațiilor cel de al doilea senzor este dezafectat :

$$\pi_F = \min(\pi_1, \max(\pi_2, 1 - h(\pi_1, \pi_2))) \quad (5.4.)$$

Această relație prin asimetria sa denotă tratarea diferită a celor două surse de informație. O abordare care se întâlnește mai des în practică este cea în care nici unul din senzori nu are credibilitate maximă. În acest caz este indicat ca în situație de dezacord să considerăm că ambii senzori nu sunt fiabili, iar rezultatul să fie proporțional cu nivelul conflictului. Relația numită de autori „fuziune adaptivă” este:

$$\pi_F = \max(\min((\pi_1, \pi_2)/h(\pi_1, \pi_2)), 1-h(\pi_1, \pi_2)) \quad (5.5.)$$

Pentru cazurile când avem mai multe surse de informații, cele prezentate mai sus se pot adapta prin combinarea serie sau paralel a senzorilor. În prelucrarea de tip serie, se calculează informația fuzionată treptat prin aplicarea formulelor anterioare unor rezultate parțiale și câte unui senzor pe rând. În cazul paralel se generalizează operatorii pentru mai mulți operanzi. De exemplu relația (5.5.) devine :

$$\pi_F = \max(\min((\pi_1, \dots, \pi_n)/h(\pi_1, \dots, \pi_n)), 1-h(\pi_1, \dots, \pi_n)) \quad (5.6.)$$

Problema care se ridică și în acest caz este legată de robustețea rezultatelor în cazul operanzilor echivalenți ai intersecției și reuniunii. Această situație apare datorită dominanței pe care o poate impune rezultatului orice operand marginal. De exemplu, pentru funcția maxim dacă oricare din senzori este defect și are distribuția de posibilitate 1 va anula orice informație provenită de la restul senzorilor. Rezultă că cu cât numărul surselor de informație este mai mare, indiferent că combinarea este serie sau paralelă, robustețea procesului devine tot mai mică.

Această deficiență se poate ameliora prin clasificarea surselor de informație după nivelul de încredere și fuziunea, în primă fază a informațiilor din cadrul aceleiași clase. În etapa a doua se folosește fuziunea cu prioritate (a se vedea relația 5.11.), în care grupul de fuziune care are un nivel mai ridicat de încredere este considerată grupa principală. De exemplu dacă K1 reprezintă clasa care are un nivel al încrederii mai mare decât clasa K2 atunci avem relația:

$$\pi_F^{K1, K2} = \min(\pi_F^{K1}, \max(\pi_F^{K2}, 1-h(\pi_F^{K1}, \pi_F^{K2}))) \quad (5.7.)$$

unde coeficientul gradului de concordanță h se calculează cu relația (5.9.).

O altă modalitate de fuziune care implică mai multe surse de informații este cea denumită de autori „fuziunea cuantificată”. Această metodă stabilește două grupări extreme de senzori. Una care cuprinde senzorii

care dau informații convergente, deci distribuția de posibilitate a tuturor au o intersecție diferită de zero, numită estimare pesimistă și pentru care $h(\pi_1, \dots, \pi_n) = 1$. Numarul maxim de senzori care îndeplinesc această condiție se va nota cu J^- . Cealaltă clasă va cuprinde senzorii care au măcar cu un alt sensor o intersecție a distribuției de posibilitate diferită de zero, deci care au $h(\pi_1, \dots, \pi_n) > 0$ și care este numită estimarea optimistă. Numărul maxim de senzori care îndeplinesc această condiție se va nota cu J^+ . Prin fuziune pentru aceste clase se obțin două distribuții notate π^- respectiv π^+ . Distribuția de posibilitate adaptivă pentru ele este:

$$\pi_F = \max(\pi^+ / h(J^+), \min(\pi^-, 1 - h(J^+))) \quad (5.8.)$$

unde $h(J^+)$ reprezintă valoarea maximă a coeficientului h pentru estimarea optimistă.

6. Fuziunea prin metode ce folosesc teoria Dempster-Shafer

Relația de bază care permite fuziune informațiilor este formula de combinare a lui Dempster prezentată anterior (a se vedea relația 6.5.), care permite combinarea maselor determinate prin mai multe ipoteze. Plecând de la această relație au fost propuse diferite extensii. Una dintre aceste este utilizarea teoriei maselor pentru fuziunea nesupravegheată propusă în [Pie04]. Plecând de la formula lui Dempster se determină distribuția fiecărei mase cu relația:

$$\pi_i^y = \sum_{\omega \in A} \pi_i m(A) = \pi_i \sum_{\omega \in \Omega_m} f_{\Omega}(y) \quad (6.1.)$$

unde π_i este distribuția apriorică a evenimentului, y reprezintă observația evenimentului x , Ω este mulțimea claselor în care poate fi repartizat evenimentul, iar f reprezintă funcția de distribuție condiționată a clasificării de observația y . Fuziunea se face prin estimarea distribuțiilor apriorice și a funcțiilor de distribuție condiționată, printr-un algoritm iterativ de îmbunătățire a

valorii distribuției π^j , iar apoi a funcției \hat{f}_A^j . În fiecare iterație se calculează masa evenimentului x^j folosind relația:

$$m(x^j) = \pi^j \prod \hat{f}(y) \quad (6.2)$$

Un exemplu de utilizare a metodei este cel de determinare din satelit a suprafețelor cultivate. Dacă se presupune că trebuie determinate trei clase: ω_1 reprezintă suprafață cu pajiște, ω_2 reprezintă culturi de orez, iar ω_3 reprezintă suprafețe acoperite cu apă și sunt la dispoziție două tipuri de senzori, unul optic și unul radar. Există posibilitatea de a obține vizibilitatea satelitului datorită norilor, iar radarul nu deosebește orezăriile de suprafețele deschise de apă, rezultă că vor fi 6 funcții de distribuție de tipul $f(y_1, y_2)$ și anume $F1 = f((\omega_1, \omega_2), (\omega_1))$, $F2 = f((\omega_1, \omega_2), (\omega_2, \omega_3))$, $F3 = f((\omega_3), (\omega_2, \omega_3))$, $F4 = f((\omega_1, \omega_2, \omega_3), (\omega_1))$, $F5 = f((\omega_1), (\omega_3))$, $F6 = f((\omega_1, \omega_2, \omega_3), (\omega_2, \omega_3))$ care vor trebui să fie determinate în mod iterativ.

Un studiu interesant care folosește fuziunea prin metoda Dempster-Shafer este [Hun04], în care se prezintă o metodă de sinteză a informațiilor din texte științifice scrise în XML. Autorii propun un mod imbricat de prezentare a informațiilor care au un caracter de incertitudine, și utilizarea unor cuvinte cheie specifice, care permit codificarea datelor după metoda maselor. Astfel se propune un formalism echivalent descrierii prin arbori, care au ca noduri neterminale cuvinte cheie, iar ca noduri terminale date. De exemplu descrierea unei mase se face prin: `<maseitem>` „nume-variabilă” `</maseitem>`, iar valoarea masei se specifică prin: `<mase-value = „număr”>`, iar pentru a se declara că se folosește o informație de tip incertitudine se folosesc cuvintele cheie `<belfunction>` și `</belfunction>`. Se mai definesc un număr de predicate necesare operațiilor cu mase, credibilități și plauzabilități.

Astfel la utilizarea predicatului *Dempster* (τ_1, τ_2, X), unde τ_i este o declarație de tip <belfunction> de valoare k_i , se face compunerea celor două credibilități, după relația lui Dempster :

$$k = \frac{\sum k_1 \times k_2}{1 - k_T} \quad \text{unde} \quad k_T = \sum k_n^1 \times k_m^2 \quad (6.3.)$$

iar rezultatul se regăsește în variabila X. La utilizarea predicatului *Propagate*(τ_i, X) se poate echivala un nivel de credibilitate dintr-un text în altul, realizându-se o rafinare sau o agregare de mase (de exemplu se poate rafina masa variabilei „lichid” în masele variabilelor „apă” și „petrol”), prin operația:

$$m_{\Omega_2}(B) = \sum_A m_{\Omega_1}(A) \quad (6.4.)$$

unde B este mulțimea echivalentă clasei de mulțimi A,

iar prin predicatul *Projection*(τ_i, V_p, X) se poate realiza o proiecția sau o extensie în sens Dempster dintr-o mulțime de variabile V_q în altă mulțime V_p (de exemplu proiecția de la mulțimi de trei variabile la mulțimi de două variabile) prin operația :

$$m_{V_p}(H) = \sum_{H \subseteq \Omega_{V_p}} (m(G) | G \subseteq \Omega_{V_q}) \quad (6.5.)$$

Lucrarea este de remarcă prin aplicația sa deosebită. Dacă s-ar folosi formalismul prezentat, ar permite realizarea unor fuzionări de informații direct în texte, prin luarea în considerare a mai multor lucrări. Avantajele utilizării metodei Dempster-Shafer sunt legate de relația de combinare a mai multor mase care poate fi interpretată ca o metodă de fuziune a diferitelor ipoteze provenite de la diverse surse de informare. Dar problema principală a acestei teorii este modul de determinare a maselor.

Concluzie

Din cele prezentate în această lucrare sper că a rezultat progresul realizat în ultimii aproximativ zece ani în domeniul fuziunii. Astfel, plecând de la metode empirice, odată cu creșterea complexității problemelor s-a trecut la alte abordări mai sistematice. Clasificarea pe capitole făcută de mine nu este unica posibilă, de altfel cum rezultă și din paginile anterioare, în acest domeniu destul de nou există încă căutări spre cristalizare, numeroase probleme conceptuale și metodologice încă nu sunt unanim acceptate. În acest sens împărțirea în cinci grupe mari de fuziune a fost determinată de o încercare de a lega metodele de fuziune de câteva teorii care sunt frecvent utilizate în acest domeniu. Am tratat separat fuziunea prin teoria mulțimilor vagi de cea prin teoria posibilităților, considerându-le teorii și proceduri separate chiar dacă au o origine comună.

Bibliografie

- [Abd98] N.Abdolhossein, I.Ciric: Novel image fusion methodology using fuzzy set theory, Optical Eng. Vol.37 nr.2 1998
- [Ach00] B.Achermann, H.Bunke: Classifying Range Images of Human Faces with Hausdorff Distance, Inter'l Conf. On Pattern Recognition 2000
- [Alk02] F.Alkoot, J.Kittler: Modified product fusion, Pattern Recognition Letters Vol 23,Nr.8 2002
- [Apo04] D.Apostol, C.Barna: Navigatio Robot, Final Paper UAV Arad 2004
- [Ari03] M.Arif,N.Vincent: Comparison of Three Data Fusion Methods for an Offline Signature Verification Problem, Vol Univ.Tour 2003
- [Ayc97] O.Aycard, F.Charpillet&co: A new approach to design fuzzy controllers for mobile robots navigation, IEEE CIRA 1997.
- [Bak01] D.Bakken, C.Jones&co: Middleware Support for Voting and Data Fusion, Inter'l Conf. On Dependable System 2001.
- [Bal04] V.Balas: Senzori inteligenți cu model intern și fuziune fuzzy, Ed.Politehnica 2004.
- [Bar04b] C.Barna, S.,V.Balas: The Estimation of vegetation stage of greenhouse plants by fuzzy fused sensors of images and CO₂, Sesiunea de comunicari Arad 2004
- [Bas97] A.Bastiere: Fusion methods for multisensor classification of airborne targets, AerospaceScience and Technology nr1 1997
- [Bea03] M.Beal, N.Jojic: A Grafical Model for Audiovisual Object Traching, IEEE Transaction on Pattern Anal. Vol25/7 2003
- [Bis97a] P.Bison,G.Chemello&co: A Possibilistic Approach to Sensor fusion in Mobile Robotics, IEEE EUROBOT 1997

- [Bis97b] P.Bison,G.Chemello&co: Logic-Based Sensor Fusion for Localization, IEEE CIRA 1997
- [Bor99] H.Borotschnig, L.Paletta&co: A Comparison of Probabilistic, Possibilistic and Evidence Theoretic Fusion Schemes for Active Object Recognition, Computing nr.62 1999
- [Ciu82] G.Ciucu, V.Craiu: Statistică matematică și cercetare operațională, Ed.didactică 1982
- [Cho00] L.Cholvy: Applying Theory of Evidence in multisensor data fusion: a logical interpretation, IPMU 2000
- [Cho04] L.Cholvy: Information Evaluation in fusion:a case study, IPMU Perugia 2004
- [Cop03] G.Coppin, A.Skrzyniarz: Human-Centered Processes Individual and Distributed Decision Support, IEEE Intelligent system nr.4 2003
- [Dub94] D.Dubois, H.Prade: La fusion d'informations imprecises, Traitement du signal Vol.11 nr.6 ,1994
- [Dub00] D.Dubois, H.Prade: Possibility Theory in Information Fusion ISIF 2000, pag.6-19
- [Dub00a]D.Dubois, H.Prade: Fundamentals of fuzzy sets ,Ed. Kluwer Academic Publishers, 2000
- [Duj98] C.Dujet: Data Fusion Modeling Human Behavior, Inter'l Journal of Intelligent Systems Vol.13 1998
- [Gul99] D.Guliato, R.Rangayyan&co: Fuzzy Fusion of Results of Medical Image Segmentation , EISA Vol.3 1999
- [Gun01] A.Gunatilaka, B.Baertlein: Feature-Level and Decision- Level Fusion of Noncoincidentally Sampled Sensors for Land Mine Detection, IEEE Transactions on Pattern Vol23 nr.6 2001
- [Gut04] J.Gutierrez, J.Rouas&co: Application of Uncertainty-Based Methods to Fuse Language Identification Expert Decisions , IPMU 2004
- [Hou94] S.Houzelle, G.Giraudon: Contribution to multisensor fusion formalization, Robotics and Autonomous Systems Vol.13 nr.1 Elsevier 1994
- [Hun04] A.Hunter, W.Liu: Logical reasoning with multiple granularities of uncertainty in semi-structured information , IPMU 2004
- [Kar02] B.Karlsson, J.Jarrhed, P.Wide: A Fuzion Toolbox for Sensor Data Fusion in Industrial Recycling, IEEE Transactions on Instrumentation Vol.51 nr.1 2002
- [Kit98] J.Kittler, M.Hater&co: On Combining Classifiers, IEEE Transaction on Pattern Analysis Vol.20,nr.3 1998
- [Kob04] F.Kobayashi, D.Masumoto: Sensor Selection based on Fuzzy Inference for Sensor Fusion IEEE ICFS 2004
- [Kun02] L.Kuncheva: A Theoretical Study on Classifier Fision Strategies, IEEE Transact. Pattern Analysis Vol.24,nr.2 2002
- [Loy02] G.Loy, L.Fletcher&co: An Adaptive Fusion Arhitecture for Target Tracking IEEE Inter'l Conf.onFace Recognition 2002
- [Mak03] A.Makarenko, T.Kaupp: Scalable Human-Robot Interactions in Active Sensor Networks, IEEE PervasiveComputing 2003
- [Mur98] R.Murphy: Sensor and Information Fusion for Improved Vision-Based Vehicle Guidance., IEEE Intelligent System Nr.6 1998
- [Neg02] M.Negnevitsky: Artificial Intelligence Ed.Addison-Wesley London 2002
- [Nel00] B.Nelson: Region of Interest Identification, Feature Extraction, and Information Fuzion in a Forward Looking Infrared Sensor Used in Landmine Detection, IEEE 2000

- [Ngu98] H.Nguyen, M.Sugeno: Fuzzy Systems – Modeling and Control, Ed. Kluwer Academic Publishers, 1998
- [Par00] C.Park, H.Kim: Sensor Fusion for Motion Capture System Based on System Identification IEEE CA2000
- [Pie04] W.Pieczynski: Unsupervised Dempster-Shafer Fusion of Dependent Sensors IEEE ICFS 2004
- [Rat 97] J.Ratches, C.Walters&co: Aided and automatic Target Recognition Based Upon Sensory Input from Image Forming System, IEEE Transact. Pattern Analysis Vol.19,nr.9 1997
- [Rez04] L.Reznik, V.Kreinovich: Fuzzy and Probabilistic Models of Association Information in Sensor Networks, IEEE ICFS 2004
- [Rou95] L.Roux, J.Desachy: Information fusion for supervised classification in a satellite image, IEEE 1995
- [Rui00] J.Ruiz, A.Soria: Bio-inspired Framework for the Fusion of Chromatic, Infrared and Texture Information, ICPR 2000
- [Sch00] P.Scheunders: Multispectral Image Fusion using Local Mapping Techniques, Pattern Recognition ICPR 2000
- [Sha02] G.Shakhnarovich, T.Darrell: On Probabilistic Combination of Face and Gaze Cues for Identification, IEEE FGR 2002
- [She01] J.Sherrah, S.Gong: Continuous Global Evidence-Based Bayesian Modality Fusion for Simultaneous Tracking of Multiple Objects, IEEE Inter'l Conf. Computer Vision 2001
- [Shu02] L.Shutao, J.Kwok, Y.Wang: Multifocus image fusion using artificial neural network, Pattern Recognition Vol23nr8 2002
- [Sil03] S.Silvasan, C.Barna: Detectarea si urmarirea miscarii Proiect diploma UAV Arad 2003
- [Sin04] H.Singh, J.Raj&co: Image Fusion using Fuzzy Logic and Applications, ICFS Budapest 2004
- [Spi03] T.Spircu: Raționamentul aproximativ din punct de vedere probabilist, posibilist, credibilist, vag, Șc.vara Arad 2003
- [Tho90] S.Thomopoulos: Sensor Integration and Data Fusion, Journal of Robotic System 7(3) 1990, pag.337-372
- [Tre95] M.Tremblay, M.Cutkosky: Using Sensor Fusion and Contextual Information to Perform Event Detection during a Phase-Based Manipulation Task, Inter'l Intelligent Robots 1995
- [Yag97] R.Yager: A General approach to the Fusion of Imprecise Information, Inter'l Journal of Intelligent system Vol.12 1997
- [Yen96] J.Yen, N.Pfluger: A fuzzy Logic Based Extension to Pyton and Rosenblatt's Command Fusion Method for Mobile Robot Navigation, IEEE Transactions on Systems, Vol.25,nr.6 1996
- [Yif97] Z.Yifeng, H.Leung: Minimum Entropy for Multisensor Data Fusion, Signal Processing Workshop 1997
- [Zad78] L.Zadeh: Fuzzy Sets as a Basis for a Theory of Possibility, Fuzzy Sets and Systems, Ed.North-Holland Publishing 1978