Fejmozgás Alapú Gesztusok Felismerése

Bertók Kornél, Fazekas Attila

Debreceni Egyetem

Informatikai Kar

Debreceni Képfeldolgozó Csoport

H-4010 Debrecen, Pf.:12.

[bertok.kornel@inf.unideb.hu](mailto:bertok.kornel@inf.unideb.hu), [attila.fazekas@inf.unideb.hu](mailto:attila.fazekas@inf.unideb.hu)

**Absztrakt.** Jelen cikk témája egy fejmozgás alapú gesztusfelismerő rendszer, mely segítségével lehetőségünk nyílik mozdulatsorok valósidejű felismerésére és megértésére, azok rögzítésére és később adatbányászati eszközökkel történő elemzésére, valamint a már rögzített mozdulatsorok segítségével a felismerés online javítására.  
Ugyanakkor az elkészült rendszer illeszkedik egy multimodális ember-gép kommunikációt leíró modellbe is, mert használata új fejezetet nyit a metakommunikációhoz tartozó csatornák vizsgálatában.

**Kulcsszavak:** fejmozgás, gesztus felismerés, mozgás reprezentáció, dinamikus idővetemítés.

1. Bevezetés

Az ember-számítógép interakció kutatási feladatai közé tartozik, hogy olyan új, esetlegesen alternatív kommunikációs eszközöket és módszereket fejlesszen, amelyek segítik az ember-gép kapcsolatot az ember számára minél természetesebbé, magától értetődővé tenni. A különböző eszközök és programok vezérlésére sokféle megoldás létezik. Csakhogy az eszközök és programok számának növekedésével a különböző vezérlő megoldások száma is növekszik. Tehát mindenképpen szükséges lehet egy természetesebb, eszköz-független módot találni az irányítására. A kommunikáció egyszerűsítésével kapcsolatos ötleteket célszerű a mindennapi életünkben keresni.

A szóbeliség (verbális jelek halmaza) az emberi kommunikáció legtipikusabb módja, jelentős információhordozó. Ugyanakkor a gyakran lehet félreértések forrása, mivel azzal a feltételezéssel élünk, hogy egy-egy szó azonos jelentéssel bír mindenki számára. Pedig azt, hogy egy-egy szónak az adott pillanatban milyen jelentést tulajdonítunk, aktuális szükségleteink is jelentős mértékben befolyásolják. Ezért az egyes kommunikációs szituációkat kontrollálni kell.

A verbális jelek mellett a szóbeli információk kiegészítésére, ellenőrzésére vagy éppen hangsúlyozására a nem szóbeli, ún. non-verbális jelrendszert alkalmazzuk. A non-verbális jelek tipikus megnyilvánulásai a mimika, a tekintet – szemkontaktus – szemmozgás, az ún. vokális jelek, mint hangnem, hanghordozás, hangerő, hangszín; a gesztusok, a testtartás és a távolságtartás-térközszabályozás.

Jelen tanulmány a gesztusok, mint non-verbális jelek felismerésére korlátozódik. Gesztusok alatt értjük a fej, a kéz és a karok mozgását. A fejmozgások gyakoribb jelentései: az igenlés, a tagadás, a helytelenítés, a megszégyenülés, elszomorodás stb. A kéz- és karmozgások jelentése: a hívás, elutasítás, tiltakozás, kérés, könyörgés, fenyegetés, köszöntés stb. A gesztusokat a partner beszédének szabályozására (magyarázás, gyorsítás-lassítás stb.) is használjuk. E mozgásoknak jelentésük van, egy részük tudatos, másik felük öntudatlan.

Jelen cikk témája egy gesztusfelismerő rendszer ismertetése, mely segítségével lehetőségünk nyílik tudatos fejmozgások felismerésére és megértésére, azok rögzítésére és később adatbányászati eszközökkel történő elemzésére, valamint a már rögzített mozdulatsorok segítségével a felismerés online javítására.

* 1. Irodalmi áttekintés

A meglévő gesztusfelismerő rendszerekkel kapcsolatban egy áttekintő összefoglalót ismertet a [23] tanulmány. Ebben az alfejezetben csak néhány olyan munkát foglalunk össze, melyeket az előző összefoglalón kívül alaposabban tanulmányoztunk.

A fejmozgás alapú – vagy általánosságban csak a mozgás alapú – gesztusfelismerő eljárások két csoportba oszthatóak: a modell és minta alapú módszerekre. A modell alapú eljárások csoportjába a különböző rejtett Markov modellek (HMM) és azok variánsai. Marcel et al. [2] egy input-output HMM-et készített EM használatával, majd a kézfej körvonalából kinyerhető gesztusok felismerésére alkalmazta. A szakirodalomban megjelent a tradicionális HMM néhány javítása is, melyek pl. szemantikus hálókat foglalnak magukban (SNM) [3], vagy a nem-paraméteres HMM-ek [4], vagy a HCRD (Hidden Conditional Random Field) [5]. Ezen variánsok egyszerre csökkentik a tanítás költségét és az osztályozás pontosságát.

Másik népszerű modellek a véges állapotú gépek [6,7], a dinamikus Bayes hálók [8], és a topológia őrző önszervező hálózatok [9] tartoznak. Ezen eljárások feltételezik, hogy a fej mozgásának trajektóriája és ez által az artikuláció ismert. Habár ezekkel az eljárásokkal ígéretes eredményekre lehet szert tenni, a robusztusságuk nagyban függ az arc detektálásának és a mozgás követésének sikerességétől. Továbbá használatukat megelőzően sok adatra és számításigényes eljárások alkalmazására van szükség.

Ezzel szemben a minta alapú eljárások alkalmazásával elkerülhető a modell alapú módszerekben rejlő nehézségek nagy része. Mindez az egyes gesztusok vizuálisan invariáns reprezentálásával és azok közvetlen illesztésével érhető el. A meglévő módszerekben leggyakrabban tér-, és időbeli jellemzőket valamint leírókat használnak [10, 11, 12, 25, 26, 27, 15]. Laptov et al. [10] megalkotta a referencia eljárást az iránytott gradiensek és optikai áramlás hisztogramjai (HOG, HOF) – mint leírók – alkalmazásával az érdekes pontok kinyerésére (STIP) és a gesztusok felismerésére.

Egyes leírók magukban foglalják a mozgás trajektóriáját [13], tér-, és időbeli gradienseket [14], és az optikai áramláshoz tartozó globális hisztogramokat [15]. Ezen eljárások legnagyobb hátránya, hogy a futás során közvetlenül illesztik az egyes gesztusokat egy már meglévő adatbázisra, mely rontja az eljárások skálázhatóságát.

1. Fejmozgás reprezentálása

Ebben a fejezetben ismertetjük részletesen az általunk kifejlesztett minta alapú gesztusfelismerő rendszert. Mindemellett megadunk egy hatékony vizuális reprezentációt a mozgást meghatározó jellemzők kinyeréséhez, amely elengedhetetlen a felismerő rendszer nagyméretű gesztus adatbázison történő használatát illetően. Ennek kapcsán bevezettünk egy új és hatékony vizuális reprezentációt a fejmozgásból kinyerhető gesztusok felismerésére vonatkozóan, mely a mozgás menetét ábrázoló képen alapul. Ezen a képen egy egyszerű FAST sarokdetektorral meghatározzuk azokat a régiókat, melyeken a mozgás a legmeghatározóbb volt. Majd egy adott gesztus sorozat minden szomszédos képkockájára kiszámoljuk az előbb kinyert régiókhoz tartozó optikai áramláshoz tartozó vektorokat és ezek alapján a globális fejmozgáshoz tartozó irányvektorokat. Ennek eredményeként egy-egy darab irányvektort kapunk a gesztus sorozat minden szomszédos képkocka párjára. Végezetül a gesztus sorozathoz tartozó irányvektorok sorozatát dinamikus idővetemítés segítségével egy előre definiált gesztus adatbázis elemeihez hasonlítjuk.

* 1. Mozgás ábrázolása

A mozgás megjelenítésére azt az irodalomban előszeretettel használt módszert alkalmaztuk, mely egy képet hoz létre a mozgás történetére vonatkozóan (Motion History Image - MHI) [REF]. Ez egy időalapú sablonozó eljárás, mely nagyon egyszerű, de ugyanakkor robusztus reprezentációt szolgáltat a mozgó objektumokra.

Rengeteg variánsa létezik és a szakirodalomban szinte megszámlálhatatlan tanulmányt találunk a felhasználására [REF]. Ebben az alfejezetben csak a módszer lényegét ismertetjük. Bobick és Davis [REF] vezette be először azt a reprezentációt a mozgás alapú gesztusok felismerésében mely külön írja le, hogy „hol” és hogy „hogyan” történik a mozgás a képen. Egy úgynevezett mozgási energiát ábrázoló bináris képet (MEI) alkottak meg, mely arra vonatkozóan tartalmaz információt, hogy hol volt mozgás egy kép szekvencián. A MEI lényegében a mozgás alakját és térbeli felosztását írja le.

A metódushoz szükség lesz még egy MHI sablon létrehozására is, amelyben minden egyes pixel a mozgásnak egy sűrűségfüggvényeként értelmezhető az adott helyen. A MEI és MHI sablonok együttesen egy kétkomponensű, az időtől is függő sablonként – vektor értékű képként – értelmezhetőek, amelyben minden egyes pixel értéke a mozgás egy függvénye az adott pixel helyén. Az eljárás az alábbi (1) képlettel számolható:

, (1)

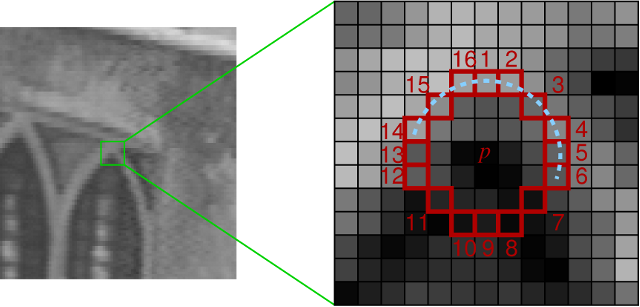
ahol függvény egy bináris maszk, mely nem-nulla értékű pixeleket tartalmaz ott ahol mozgás volt a képen, a kép szekvencia aktuális időbélyege, pedig a maximális értéke a mozgáskövetésnek. Vagyis az -val jelölt kép összes olyan pixele, ahol mozgás volt értéket fog felvenni, még azok a részek ahol nem volt mozgás fokozatosan elhalványulnak és végül törlődnek. Az eljárás grafikus reprezentációját az 1. ábra mutatja. Az MHI eljárást a gesztusok definiálásában, avagy a mozgás szegmentálásában is felhasználtuk. Egy gesztus alatt képkockák sorozatát értjük. A sorozatokra teljesülnie kell a következő feltételnek: olyan nyitó és záró képkockáik vannak, hogy az azokkal megegyező időbélyegű MHI képek átlagintenzitás értéke alacsonyabb, mint egy előre definiált küszöbérték.

1. ábra. A bal oldali ábrán egy mozdulatsorhoz tartozó MEI sablon látható, a jobb oldalin pedig a hozzá tartozó MHI.

* 1. A mozgást meghatározó régiók

Következő lépésben megkeressük azokat a régiókat az MHI-n, melyen meghatározóak a fejmozgásban. Erre a FAST algoritmust használtuk, mely egy egyszerű sarokdetektor – jellemző pontok kinyerésére. Hatékonysága az alacsony számításigényében rejlik, mely által valós idejű feldolgozásra alkalmas. Veszi a kép minden egyes pixelét, melyeknek egy adott sugarú környezetében vizsgálja a többi pixel értékét, lásd 2. ábra. Ha a környezetben szerepelő intenzitás értékek jelentősen nagyobbak, vagy kisebbek, mint a középpont, akkor azt sarokként osztályozza. Általában sarkok egy halmazát találja meg egy szűkebb környezetben, ezért szokás egy metrikát alkalmazni a sarkok erősségének mérésére. Általában egy kétmenetes algoritmusként implementálják, mely rendkívüli gyors számítást tesz lehetővé.



2. ábra. A FAST detektor által vizsgált tartomány egy potenciális sarokpont esetén. A FAST detektor is egy vizsgált pont körüli kör mentén – például egy 3 sugarú, 16 kerületű – vizsgálódik, ha ebből valahány – például 9 – eltér a pixelnél legalább egy küszöbbel magasabb értékkel, akkor az adott középpont egy jellemző pont.

* 1. Optikai áramlás

A FAST algoritmus jellemzőpontok egy halmazával fog visszatérni a MHI-n. A következő lépésben ezen jellemzőpontokra számítjuk ki az optikai áramláshoz tartozó vektorokat az aktuális képkockára és arra, amelynek az időbélyege megegyezik az MHI időbélyegével, vagyis az aktuális képkocka megelőzőjével.

Az optikai áramlás (Optical Flow, OF) meghatározása lényegében nem más, mint több képen azonos képrészletek megfeleltetése. Az eredmény egy vektormező, amely az elmozdulásokat, vagyis a sebességvektorokat tartalmazza. Az optikai folyamon tehát azt értjük, ahogy a képintenzitások mozgása megjelenik egymás utáni képeken. Különböző típusú képbemenetekhez az egyes optikai folyam algoritmusok más-más eredményt adhatnak, ezért célszerű a bemeneti adatok milyenségének figyelembevételével választani a lehetséges algoritmusok közül, hogy a kapott vektormező minél jobban közelítse a képeken látható objektumok valós fizikai mozgását. Inputként a videó egymáshoz közeli képkockáit szokás megadni.

Az optikai folyam algoritmusok az összetartozó képpontok megtalálásához feltételezik, hogy ezek intenzitása közel megegyezik. Szinte az összes módszer alapját ez a feltételezés adja, amit optikai folyam korlátozásként ismerünk. Jelölje egy adott pillanatban a képintenzitást, amely egy időben változó képsorozatból származik. Két feltételezéssel élünk:

* Az intenzitás a kép nagy részén alig függ az és koordinátáktól
* A mozgó vagy álló objektumok pontjainak intenzitása (lényegében) nem változik az idő múlásával.

Legyen néhány objektum a képen, vagy csak néhány objektumpont, ami idő alatt (a gyakorlatban egymás utáni képvétel alatt) elmozdul egy távolságra. Az intenzitásértékek Taylor-sorba fejtésével és az előbb feltételezett állítások felhasználásával kapjuk:

(2)

Ezt a kifejezést rendszerint az optikai folyam feltételi egyenletének (vagy csak optikai folyamkorlátozásnak) nevezik, ahol és az optikai folyammező és koordináta irányú összetevői. Az egyenlet két ismeretlent tartalmaz. A megoldásra a következő technikák a legelterjedtebbek:

* A differenciális módszerek: régebbi technológiák, de megbízhatóak. Az újabbaknak nem sikerült jelentős minőségjavulást hozniuk.
* Horn–Schunck-féle módszer [REF];
* Lucas–Kanade-módszer és ennek piramisos változata [REF]
* Korrelációs technikák (block matching) [REF].

1. Gesztusfelismerés
   1. Dinamikus idővetemítés

Feladata tehát, azonos időtengelyre vetítse az aktuálisan detektált és a tárolt fejmozgást, hogy vektorsorozatot összevethessük a tárolt referenciákkal. Az összehasonlításhoz definiálni kell egy távolságot.

A DTW algoritmusa egy vektorból álló referenciasorozatot és egy hosszúságú felismerendő vektorsorozatot illeszt egymáshoz. Az illesztés során a kezdőpontból a végpontba kell eljutni. Közben az útvonalkereső algoritmus lépésenként haladva a mintákat (vektorokat) egymással összehasonlítja, és a távolság minimalizálására törekszik. Az eljárás során a felismerendő sorozatot minden referenciamintával össze kell hasonlítani, és a legkisebb távolságú elem lesz a felismerés eredménye.

A két vektor távolságát többféleképpen számíthatjuk ki, tapasztalataink azonban azt mutatták, hogy a leggyakrabban használt módszerek közül az euklideszi távolság (ami a tagok különbségének négyzetösszegét jelenti) biztosítja a leghatékonyabb összehasonlítást, ezért a programunk is ezzel a távolsággal dolgozik.

* 1. Mozgás adatbázis
  2. Adatbázis online bővítése

1. Kísérletek és eredmények

**Table 1.** Font sizes of headings. Table captions should always be positioned *above* the tables.

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| Heading level | Example | Font size and style |
| Title (centered) | **Lecture Notes …** | 14 point, bold |
| 1st-level heading | **1 Introduction** | 12 point, bold |
| 2nd-level heading | **2.1 Printing Area** | 10 point, bold |
| 3rd-level heading | **Headings.** Text follows … | 10 point, bold |
| 4th-level heading | *Remark.* Text follows … | 10 point, italic |

References

1. Smith, T.F., Waterman, M.S.: Identification of Common Molecular Subsequences. J. Mol. Biol. 147, 195--197 (1981)

2. May, P., Ehrlich, H.C., Steinke, T.: ZIB Structure Prediction Pipeline: Composing a Complex Biological Workflow through Web Services. In: Nagel, W.E., Walter, W.V., Lehner, W. (eds.) Euro-Par 2006. LNCS, vol. 4128, pp. 1148--1158. Springer, Heidelberg (2006)

3. Foster, I., Kesselman, C.: The Grid: Blueprint for a New Computing Infrastructure. Morgan Kaufmann, San Francisco (1999)

4. Czajkowski, K., Fitzgerald, S., Foster, I., Kesselman, C.: Grid Information Services for Distributed Resource Sharing. In: 10th IEEE International Symposium on High Performance Distributed Computing, pp. 181--184. IEEE Press, New York (2001)

5. Foster, I., Kesselman, C., Nick, J., Tuecke, S.: The Physiology of the Grid: an Open Grid Services Architecture for Distributed Systems Integration. Technical report, Global Grid Forum (2002)

6. National Center for Biotechnology Information, http://www.ncbi.nlm.nih.gov