

# **Contribuții la interacțiunea multimodală în 3D**

**Teză de doctorat – Rezumat**

pentru obținerea titlului științific de doctor la

Universitatea Politehnica Timișoara

în domeniul de doctorat Calculatoare și Tehnologia Informației

**autor ing. Stelian-Nicolae NICOLA**

conducător științific Prof. univ. dr. ing. Lăcrămioara STOICU-TIVADAR

luna 7 anul 2023

Lucrarea de doctorat „Contribuții la interacțiunea multimodală în 3D” este structurată în 7 capitole. Aceasta are 12 tabele, 58 de figuri și 101 referințe bibliografice. Principalul scop al acestei teze se concentrează pe crearea de gesturi și folosirea lor în diverse aplicații pentru diferite domenii: educațional, medical, ingineresc. Un al scop este și folosirea noilor tehnologii VR/AR/MR pentru o mai bună interacțiune dintre om și mașină/calculator. Toate acestea aduc contribuții importante la domeniul Calculatoare și Tehnologia informației.

În continuare se va face un scurt rezumat pe capitole în care se va sublinia care sunt principalele contribuții aduse.

## **Capitolul 1 – Introducere**

Teza de doctorat se concentrează pe dezvoltarea și interpretarea gesturilor făcute cu mâna pentru a fi detectate de un dispozitiv de intrare numit Leap Motion (LM). Gesturile pot fi clasificate ca statice sau dinamice prin aplicarea unor tehnici specifice. Pentru recunoașterea acestor gesturi, au fost dezvoltați algoritmi care se bazează pe formule matematice pentru calculul distanțelor, unghiurilor, direcțiilor și suprafețelor în spațiul virtual 3D. Un aspect important în crearea gesturilor este precizia și calitatea recunoașterii lor, motiv pentru care s-au utilizat rețele neuronale convoluționale pentru o clasificare mai precisă. Acuratețea detectării și clasificării gesturilor a fost îmbunătățită, eliminând unele probleme precum identificarea greșită a mâinii stângi sau drepte.

Aceste gesturi create sunt aplicate în domeniul educațional prin intermediul aplicațiilor 3D care au fost dezvoltate pentru a veni în ajutorul utilizatorilor. Utilizarea acestor aplicații interactive, care implică gesturile ca modalitate de interacțiune, aduce un plus de valoare față de metodele tradiționale precum mouse-ul, tastatura sau atingerea ecranului (pentru dispozitivele mobile). Au fost dezvoltate diverse aplicații 3D educaționale în care utilizatorii pot învăța despre oasele scheletului uman, aminoacizi și nucleotide din ADN, folosind gesturile. Prin utilizarea gesturilor în manipularea acestor aplicații și prin integrarea conceptelor de realitate virtuală și augmentată, utilizatorul se simte mai implicat și concentrarea sa crește datorită senzației de prezență fizică în interiorul aplicației.

Principalele beneficii aduse în domeniul Calculatoare și Tehnologia Informației și în domeniul educațional și medical sunt:

- Elaborarea a 7 algoritmi pentru detectarea gesturilor dinamice utilizând dispozitivul Leap Motion (LM).
- Efectuarea unei comparații în literatura de specialitate a diferitelor modele și metode de clasificare a gesturilor.
- Identificarea tehnologiilor potrivite pentru a spori interactivitatea între om și calculator.
- Definirea parametrilor care descriu gesturile efectuate cu mâna.
- Crearea unui set de date pentru identificarea a 3 gesturi dinamice.

- Clasificarea gesturilor dinamice utilizând diverse modele sau clasificatoare bazate pe rețele neuronale.
- Creșterea calității gesturilor definite în acest scop folosind algoritmi de clasificare.
- Vizualizare mai bună a datelor prin dispunerea acestora sub formă 3D și prin utilizarea VR.
- Creșterea interactivității om-calculator.
- Măsurarea în mod dinamic a interacțiunii pe o aplicație 3D

## Capitolul 2 – Starea actuală a domeniului

În acest capitol se prezintă care sunt preocupările din literatura de specialitate în ceea ce privește recunoașterea/detecția și prelucrarea gesturilor și utilitatea realității virtuale, augmentate și mixte în diferite domenii.

Gestul este definit ca o mișcare de obicei a corpului sau a membrilor care poate să exprime sau să accentueze o idee, un sentiment/stare, o acțiune sau o atitudine.

Printre gesturile făcute cu membrele superioare (cu mâinile) acestea se pot împărți în două categorii: gesturi statice și gesturi dinamice. Gesturile dinamice reprezintă mișcarea mâinilor sau a mâinii într-un interval de timp stabilit și pe o anumită distanță. Printre cele mai cunoscute gesturi dinamice sunt gesturile alfanumerice (gesturi ce exprimă numere sau litere). Cele statice exprimă o stare sau chiar un număr, acestea nu pot fi definite pe o durată de timp. Ca și exemplu pentru acest tip de gesturi se pot aminti gestul de aprobare sau dezaprobare și gest prin care se arată un număr prin ridicarea unui număr de degete.

Deoarece gesturile construite au fost pentru a fi recunoscute de senzorul Leap motion se va explica ce presupune acest dispozitiv. Senzorul Leap Motion (LM) este un dispozitiv dotat cu două camere monocromatice și trei leduri cu infraroșu, care permite vizualizarea în 3D. Acesta poate genera un număr maxim de 300 de cadre pe secundă, în funcție de performanțele calculatorului la care este conectat. În mod obișnuit, setarea inițială a acestui dispozitiv pentru un computer mediu permite captarea a 120 de cadre pe secundă. Senzorul LM dispune de o ieșire USB pentru conectarea la un PC sau laptop.

Software-ul asociat acestui dispozitiv are capacitatea de a recunoaște fiecare deget și joncțiune dintre degete de pe mâini. În plus, acesta are predefinite patru gesturi: gestul de apăsare a unui ecran (Screen\_Tap), gestul de glisare a mâinii (Swipe), gestul de apăsare a unei taste (Key\_Tap) și gestul de rotire a unui buton (Circle). De asemenea, este posibilă definirea și recunoașterea unor noi gesturi de către dispozitiv. Aceasta permite crearea unor baze de date care să ofere o descriere detaliată a unui nou gest definit. De exemplu, aceste baze de date pot stoca informații precum poziții, distanțe sau unghiuri în spațiul tridimensional.

Pe partea de recunoaștere și clasificare a gesturilor au fost identificate peste 40 de lucrări științifice, în care s-a urmărit detectarea mai precisă și cu o calitate mai ridicată a acestora. Principalele gesturi care sunt studiate în literatura de specialitate fac referire la gesturile alfanumerice, statice. Acestea sunt descrise de ASL (American Sign Language).

Alte tipuri de gesturi care au fost identificate: flexie și extensie, deschidere și închidere degete, atingere degete, apăsare degete, rotire palmă, extensia și flexia degetelor, pronția și supinația și mișcare radial-ulnar, rotire, scriere, gesturi pentru jocul piatră, foarfece și hârtie. Metodele de clasificare ale acestora au fost atât prin formule matematice de calcul al intervalelor de valori pentru unghiuri și suprafețe, dar și prin modele de rețele neuronale. Cele mai utilizate modele/clasificatoare au fost: KNN, MLP, CNN, SVM, ANN, RF și NB. Scorurile cele mai bune

din punct de vedere ale acurateții la detecție le-au obținut gesturile statice și gesturile predefinite ale senzorului LM. Acestea au ajuns la peste 99% la acuratețea în detectare a gesturilor.

Principala problemă identificată după studierea acestor articole a fost la precizia scăzută la gesturile dinamice, în special la gesturile care prin activitatea lor pot să facă confuzia între care mână, stânga/dreapta este folosită. Soluții hardware identificate în literatură fac referire la utilizarea mai multor dispozitive LM sau a dispozitivului LM împreună cu dispozitivul Mayo Armband pentru identificarea activității musculare. Alte soluții identificate fac referire la descrierea riguroasă prin caracteristici ale gesturilor dinamice definite. Acestea fac referire la: poziții ale degetelor, ale palmei, unghiuri de rotire și distanțe.

În a doua parte a acestui capitol, se explorează domeniul tehnologiei, cu accent pe realitatea virtuală (VR). Aici sunt prezentate principalele domenii în care VR este aplicată: medical, educațional, industrial. De asemenea, se oferă definiții și explicații pentru celelalte tehnologii care au apărut în urma dezvoltării realității virtuale: realitatea augmentată (AR), realitatea mixtă (MR) și realitatea extinsă/experimentală (XR). Scopurile identificate în urma utilizării acestor tehnologii:

- Asistarea personalului din domeniul medical în executarea unor intervenții.
- Antrenarea angajaților din industria de producție.
- Antrenarea studenților de la medicină pentru executarea unei intervenții chirurgicale.
- Recuperarea mobilității membrelor superioare.
- Recuperarea la domiciliu și oferirea unui antrenor virtual ce arată exercițiile.
- Îmbunătățirea pregătirii studenților de la medicină din ceea ce privește etapele care trebuie făcute în sala de operație.
- Antrenarea persoanelor care au suferit un AVC.

Așa cum se observă mai sus VR este utilizată în diferite domenii cu scopuri diferite, aceasta concluzionează că tehnologia VR are aplicabilitate mare deoarece s-a observat că ajută la creșterea interactivității om-calculator/telefon.

### **Capitolul 3 – Definirea și clasificarea gesturilor recunoscute de Leap Motion**

Acest capitol prezintă principalii pași care trebuie făcuți din punct de vedere tehnic pentru a crea un gest dinamic pentru dispozitivul Leap Motion precum și baza teoretică destinată modelelor de clasificare pentru gesturile LM. În final se prezintă baza teoretică pentru calcularea metricilor: precizie, acuratețe, recall și f1 scor, precum și cum se completează o matrice de confuzie. Toate modelele de clasificare prezentate au fost însoțite de exemple concrete, aplicate pe domeniul tezei de doctorat.

Pașii ce trebuie urmați pentru crearea unui gest pentru LM sunt:

- verificarea conectivității dispozitivului LM la PC/Laptop
- verificarea prezenței mâinilor în cadrele înregistrate
- inițializarea poziției mijlocului palmei ale mâinilor prezente
- verificarea prezenței degetelor în cadre și inițializarea poziției vârfului degetelor
- calcularea distanțelor, unghiurilor, suprafețelor
- verificarea intervalului de valori ale calculelor efectuate
- generarea gestului

În acest capitol au fost explicate, prin exemple de clasificare a gesturilor, 12 modele de clasificare mai departe vor fi enumerate modelele utilizate:

- Logistic Regression – LR (regresie logistică)
- Linear Discriminant Analysis - LDA (Analiză discriminantă liniară)

- KNeighbors Classifier – KNN (Clasificator k de vecini)
- Decision Tree Classifier - CART (Clasificator de arbore de decizie)
- Gaussian Naive Bayes – NB (Clasificator Gaussian Naive Bayes)
- SVC1 (Clasificator suport vector 1) - SVC
- SVC2 (Clasificator suport vector 2) - Liniar SVM
- SVM (Mașină vectorială de suport) - RBF SVM
- Random Forest Classifier (Clasificator de arbori aleatoriu) - Random Forest
- Ada Boost Classifier (Clasificator Ada Boost) - AdaBoost
- MLPClassifier (Clasificator de perceptron multistrat) – MLP
- DNNClassifier (Clasificator cu model de rețea neuronală cu învățare profundă)

În continuarea acestui capitol au fost prezentați principalii termeni și principalele formule utilizate în analiza statistică. După definirea acestor termeni și ei au fost însoțiți de exemple. Contribuțiile din domeniul Calculatoare și Tehnologia Informației ale acestui capitol sunt referite de modelul de construire a gestului, dar și de exemplele oferite pe cazuri reale în clasificare prin modele de clasificare a gesturilor. Partea teoretică din acest capitol stă la baza următoarelor capitole care fac referire la contribuțiile aduse de mine în domeniul Calculatoare și Tehnologia Informației.

#### **Capitolul 4 – Algoritmi de detecție a gesturilor**

Acest capitol face parte din capitolele în care autorul a adus principalele contribuții în domeniul Calculatoare și Tehnologia Informației. Astfel aici s-au prezentat algoritmi creați pentru detectarea gesturilor dinamice definite. Gesturile create sunt:

- gestul de prindere 1, 2 și 3 (1 – implicarea degetului arătător și a degetului mare în gest, 2 – implicarea degetului arătător în gest și 3 – implicarea degetului mare și a oricărui/oricărui degete de la mână în gest)
- gestul de flexie și extensie
- gestul de rotire a mâinii – pronatie și supinatie
- gestul de strângere și deschidere a mâinii
- gestul complex de apropiere și depărtare al mâinilor una față de cealaltă.

Contribuțiile aduse în domeniul Calculatoarelor și tehnologiei informației prezentate în acest capitol sunt reprezentate de algoritmi creați cu scop în detectarea celor mai folosite gesturi în controlul unor interfețe 3D și a celor mai utilizate gesturi în recuperarea mișcării și a articulațiilor mâinilor.

Algoritmi creați se bazează pe parcurgere de frameuri Leap Motion în vederea detecției poziției mâinilor în spațiul virtual 3D și pe calcularea prin formule matematice a distanțelor dintre două puncte, a unghiurilor formate și a suprafețelor și/sau semiperimetrelor formate de punctele detectate.

Pentru a ajuta utilizatorii în controlul interfețelor 3D au fost abordate mai multe moduri de a detecta un gest care presupune prinderea unui obiect 3D. S-au descris 3 algoritmi pentru detectarea gestului de prindere al obiectelor.

Totodată au fost descrise și 3 gesturi care au aplicabilitate în recuperare, acestea stând la baza exercițiilor pe care utilizatorii trebuie să le facă pentru recuperarea mișcării mâinilor.

Întrucât în literatura de specialitate sunt prezente puține abordări de creare de gesturi ce implică folosirea ambelor mâini pentru dispozitivul Leap Motion, s-a creat un algoritm pentru detectarea unui gest complex. Gestul creat are aplicabilitate în manipularea obiectelor 3D cu scopul de a mării sau micșora scala acestora.

## Capitolul 5 – Modele de clasificare care contribuie la creșterea preciziei gesturilor

În acest capitol a fost prezentat cum pot fi clasificate 3 gesturi: gestul de strângere și deschidere al mâinii, gestul de rotire al palmei și gestul de flexie și extensie al mâinii, printr-o serie de 12 modele de clasificare explicate în capitolul 3 al acestei teze. Ideea de a clasifica gesturile create și a obține o precizie și mai bună în detecția lor a plecat de la ipoteza următoare:

“Gestul de rotire al mâinii - mișcarea de pronație și supinație este detectat greșit datorită orientării degetului mare de la mână, care duce la o confuzie în ceea ce privește folosirea mâinii virtuale corecte.”

Varietatea mare de caracteristici ce descriu gesturile din setul de date permit construirea a noi gesturi care pot să aibă aplicabilitate în recuperarea mobilității mâinilor. Cele 29 de caracteristici ce descriu primele gesturi au adus un plus în clasificarea acestora, modelele de clasificare având o performanță mai ridicată după aplicarea caracteristicilor: vectorul direcție al mâinii și al degetului mare, unghiul de rotire al mâinii dar și semiperimetrul format de figura geometrică cu puncte la vârful degetului mare, mijlociu și mijlocul palmei. Nu în ultimul rând cele trei caracteristici: rotirea, înclinarea și grația din cele 14 caracteristici ce descriu gestul de flexie și extensie conduc la performanțe ridicate legate de clasificarea acestui gest.

Deoarece cele trei gesturi descrise au aplicabilitate în recuperarea mobilității mâinii toate gesturile au fost împărțite pe nivele de siguranță cu scop de monitorizare al progresului recuperării. Principalele beneficii aduse în domeniul Calculatoare și Tehnologia Informației din acest capitol sunt: seturile de date variate ce pot fi folosite pe viitor în construirea de noi gesturi, dar și în stabilirea unor intervale de valori standard pentru definirea precisă a nivelului gestului. Un alt beneficiu îl reprezintă selectarea corectă a modelului de clasificare a unui gest dintr-o serie de 12 modele de clasificare.

După o analiză mai amănunțită a acurateții modelelor testate se poate afirma că modelul CART (Clasificator de Arbore de Decizie) poate fi folosit pentru clasificarea gesturilor. Acest model se regăsește pe primul loc din punct de vedere al acurateții de clasificare, având o acuratețe de 99%. Chiar dacă sunt folosite două seturi de date diferite pentru primele două gesturi (9345 de date), respectiv ultimul (peste 2500 de date), acest model prezintă cele mai bune performanțe. În plus am observat că pentru acest model nu există nici o relație între numărul de teste și precizia de clasificare a nivelului gesturilor. Chiar dacă sunt puține sau multe teste, acest model are aceeași precizie de clasificare.

Modelele AdaBoost și DNN au avut rezultate diferite pe cele două seturi de date. Principalul motiv pentru care modelul AdaBoost a avut rezultate foarte bune pe al doilea set de date este legat de clasificatorii slabi pe care acesta se bazează. Deoarece modelul AdaBoost la sfârșitul antrenării combină clasificatorii slabi (caracteristicile gesturilor) pentru a produce un clasificador puternic, caracteristicile ce definesc gestul 3 sunt optime a fi luate în considerare. Deși pentru gesturile 1 și 2 sunt mai multe date în setul de date, dar și mai multe caracteristici, acestea nu pot fi luate în considerare pentru a le combina și a produce un clasificador puternic.

Modelul DNN a avut performanțe slabe la primele două gesturi la fel ca și modelul AdaBoost deoarece acesta se bazează pe o rețea neuronală cu un număr de straturi și neuroni conectate între ele. Performanța slabă pentru gestul 1 și 2 a acestui model este dată în primul rând de numărul de neuroni, dar și de diversitatea caracteristicilor celor două gesturi. Modelele AdaBoost și DNN au avut performanțe slabe în primul rând datorită diversității caracteristicilor celor două gesturi, dar și a numărului de date de antrenare.

Diversitatea caracteristicilor gesturilor și numărul de date din setul de date este un plus pentru modelul CART. Acesta a avut performanțele cele mai bune. Acest lucru este datorat

modului în care modelul este construit. Acesta construiește un arbore de decizie care se bazează în primul rând pe caracteristici, fiecare nod din acest arbore reprezentând o caracteristică. Astfel un set de date cu numeroase caracteristici va duce la performanțe ridicate în ceea ce privește clasificarea gesturilor.

Două modele care au avut performanțe diferite pe cele două seturi de date ale gesturilor le reprezintă DNN (Clasificator cu model de rețea neuronală cu învățare profundă) și AdaBoost. Acestea au avut acuratețea de 47% și 60% pentru primul set de date, iar pentru al doilea 95%, respectiv 99%. Se observă că acestea se află la poluri diferite din punct de vedere al acurateții în clasificarea gesturilor.

Performanțele obținute ale acurateții pe primul set de date au fost cuprinse între 47% și 99% pe cel 12 modele de clasificare. Pe al doilea set de date au fost înregistrate performanțe între 45 % și 99%. Datele din cele două seturi de date au fost împărțite în 75% date de antrenare și 25% date de testare.

Pentru a demonstra compara rezultatele obținute pe cele 12 modele de clasificare în cadrul acestui capitol au fost construite 9 tabele. Aici sunt realizate diferite comparații pe cazurile de testare ale modelelor, dar și metricile acestora. Totodată pentru fiecare model testat pe cele două seturi de date s-au construit matrice de confuzie care să arate și mai bine care au fost nivelurile gesturilor detectate corect sau greșit.

## **Capitolul 6 – Gesturile în aplicații 3D bazate pe realitate virtuală**

În acest capitol se prezintă cum pot fi aplicate gesturile în aplicații 3D bazate pe realitate virtuală și cum se interacționează prin acestea cu obiectele 3D. Tot aici se arată cum se utilizează gesturile făcute cu mâinile și gesturile făcute prin mișcarea capului. Acest lucru este dovedit prin prezentarea a două cazuri de utilizare pentru cele două cazuri de aplicabilitate a gesturilor.

Principalele beneficii aduse în domeniul Calculatoare și Tehnologia Informației sunt reprezentate de: utilizarea și procesarea gesturilor pentru interacțiunea în aplicațiile 3D bazate pe VR și măsurarea interactivității în aplicații 3D prin servicii Unity Analytics.

Folosirea gesturilor LM și observarea mișcării mâinii în aplicații 3D desktop, prin mâinile virtuale, dar și folosirea gesturilor prin mișcarea capului în aplicații 3D smartphone, prin căștile VR, aduce la o apropiere între utilizator și calculator/smartphone. Se poate spune că prin utilizarea acestor tipuri de gesturi în spații 3D se respectă principiul realității virtuale care spune că utilizatorul trebuie să simtă o prezență fizică în acestea. Toate aceste caracteristici și principii stau la baza realității mixte (MR), care combină lumea virtuală cu cea reală pentru a apropia utilizatorul de aplicație. În plus aceasta folosește dispozitive de intrare (manete, senzori) pentru a facilita controlul aplicației. Totodată în ultimii ani dacă se face referire la astfel de tehnologii ca: realitate virtuală, augmentată sau mixtă, toate acestea se pot îngloba prin folosirea conceptului realitate extinsă sau experimentală (XR).

## Capitolul 7 – Concluzii și direcții de cercetare

Teza de doctorat cu tema “Contribuții la interacțiunea multimodală în 3D” cuprinde rezultatul cercetărilor efectuate în domeniul interacțiunii prin gesturi în aplicații 3D, utilizând algoritmi de IA care conduc la soluții precise în interpretarea mișcărilor palmei.

Scopul principal al cercetării constă în dezvoltarea de noi algoritmi care să definească gesturile pentru dispozitivul Leap Motion. Aceste gesturi includ 3 gesturi de prindere, gestul de flexie și extensie a încheieturii mâinii, gestul de rotire a palmei, gestul de strângere și deschidere a mâinii, precum și gestul complex de apropiere și depărtare a mâinilor. În același timp, obiectivul a fost îmbunătățirea preciziei de recunoaștere a acestor gesturi definite. Pentru a clasifica gesturile definite prin algoritmi, s-au utilizat tehnici de învățare automată. Modelele folosite în clasificarea gesturilor definite contribuie la îmbunătățirea preciziei clasificării. Aceste gesturi definite au aplicații în domeniul educațional și în cel medical. În contextul educațional, gesturile intensifică interacțiunea dintre utilizatori și calculatoare în mediile virtuale 3D. De asemenea, gesturile definite pot fi folosite în medicină, mai ales în recuperarea mobilității mâinilor, fiind implicate în procesul de recuperare.

Alte contribuții originale din această lucrare sunt reprezentate de definirea gesturilor cu ajutorul cărora se poate interacționa în aplicații bazate pe VR și definirea metricilor cu care se poate măsura interactivitatea în aplicații 3D.

Principalele direcții de continuare a cercetării sunt constituite de:

- Construirea de noi gesturi LM utilizând doar seturile de date existente.
- Combinarea a două seturi de date diferite și aplicarea celor 12 modele de rețele utilizate inițial.
- Creșterea calității gesturilor LM prin folosirea de rețele neuronale de tipul end-to-end, astfel încât în momentul când nu mai pot fi recunoscute gesturile făcute, rețeaua să preia atribuțiile dispozitivului LM și să continue gestul.
- Aplicarea gesturilor construite pe noua generație a dispozitivului LM, Leap Motion Controller 2.
- Utilizarea noilor tehnologii MR și XR pentru a crea noi experiențe utilizatorilor ce folosesc gesturi în aplicații 3D.
- Aplicarea algoritmilor dezvoltați pe partea de procesare a semnalelor audio în aplicații bazate pe realitate virtuală cu scopul de a face screening persoanelor cu defecte de vorbire.

Prin rezumarea contribuțiilor aduse la teza de doctorat “Contribuții la interacțiunea multimodală în 3D”, în anii de studiu s-au realizat **19** lucrări de cercetare. **11** sunt indexate ISI/WOS și **8** indexate BDI, acestea din urmă sunt și ele în curs de indexare ISI/WOS. Din aceste **19** lucrări științifice publicate **12** lucrări sunt publicate ca prim autor.

Lucrările publicate au primit în total **111 citări independente** (excluzând autocitările). Citările grupate în funcție de bazele de date internaționale în care sunt indexate sunt următoarele:

- **29** citări indexate în Clarivate Analytics Web of Science (ISI Web of Knowledge)
- **82** citări indexate în bazele de date internaționale

În continuare se va prezenta lista de publicații:

1. **Nicola, S**; Stoicu-Tivadar, L; Virag, I; Crisan-Vida, M, “Leap motion supporting medical education”, in Proc. 12th IEEE International Symposium on Electronics and Telecommunications (ISETC 2016), pp. 153-156, Timișoara, România, WOS: 000390717800035 (ISI)

2. **Nicola, S**; Virag, I; Stoicu-Tivadar, L, “VR Medical Gamification for Training and Education”, in Proc. 11th Annual Conference on Health Informatics Meets eHealth (eHealth 2017), Vol. 236, pp. 97- 103, Schloss Schonbrunn, Austria, WOS: 000426828000013 (ISI)
3. **Nicola, S**; Handrea, FL; Crisan-Vida, M; Stoicu-Tivadar, L, “DNA Encoding Training Using 3D Gesture Interaction”, in Proc. Special Topic Conference of the European-Federation-for-Medical-Informatics (EFMI STC 2017), Vol. 244, pp. 63-67, Tel Aviv, Israel, WOS: 000450270500013 (ISI)
4. **Nicola, S**; Stoicu-Tivadar, L, “Hand Rehabilitation Using a 3D Environment and Leap Motion Device”, Studies in health technology and informatics (ICIMTH 2018), Vol. 251, pp. 43-46, ISSN: 0926-9630
5. Mahmut, E-E; **Nicola, S**; Stoicu-Tivadar, V, “A Computer-Based Speech Sound Disorder Screening System Architecture”, Studies in health technology and informatics (ICIMTH 2018), Vol. 251, pp. 39-42, ISSN:1879-8365
6. **Nicola, S**; Lupșe, OS, Stoicu-Tivadar, L, “Novel Gesture Interaction Using Leap Motion in 3D Applications”, in Proc. 12th International Symposium on Applied Computational Intelligence and Informatics (SACI 2018), Timișoara, Romania, May 2018, pp. 113-118, WOS:000448144200020 (ISI)
7. **Nicola, S**; Stoicu-Tivadar, L, “Mixed Reality Supporting Modern Medical Education”, in Proc. Special Topic Conference of the European-Federation-for-Medical-Informatics (EFMI STC 2018), Vol. 255, pp. 242-246, Zagreb, Croatia, WOS: 000455957400047 (ISI)
8. **Nicola, S**; Stoicu-Tivadar, L; Patrascioiu, A, “ VR for Education in Information and Tehnology: application for Bubble Sort”, in Proc. 13th International Symposium on Electronics and Telecommunications (ISETC 2018), pp. 343-346, Timișoara, România, WOS: 000463031500076 (ISI)
9. **Nicola, S**; Chirila, OS.; Stoicu-Tivadar, L, “Enhancing Precision in Gesture Detection for Hand Recovery fter Injury Using Leap Motion and Machine Learning”, in Proc. 18th International Conference on Informatics, Management and Technology in Healthcare (ICIMTH 2019), Vol. 262, pp. 320-323, Athens, Greece, WOS:000560388600073 (ISI)
10. Mahmut, E-E; **Nicola, S**; Stoicu-Tivadar, V, “CROSS-CORRELATION BASED AUTOMATIC SEGMENTATION OF MEDIAL PHONEMES”, in Proc. 14th International Symposium on Electronics and Telecommunications (ISETC 2020), pp. 293-296, Timișoara, România, WOS: 000612681000070 (ISI)
11. Mahmut, E-E; **Nicola, S**; Stoicu-Tivadar, V, “Cross-Correlation Based Automated Segmentation of Audio Samples”, in Proc. 18th International Conference on Informatics, Management and Technology in Healthcare (ICIMTH 2020), Vol. 272, pp. 241-244, Athens, Greece, WOS:000630065600062 (ISI)
12. **Nicola, S**; Stoicu-Tivadar, L “Evaluating Interactivity in VR Healthcare Applications Using Analytics”, in Proc. 18th International Conference on Informatics, Management and Technology in Healthcare (ICIMTH 2020), Vol. 272, pp. 225-228, Athens, Greece, WOS:000560388600073 (ISI)
13. **Nicola, S**; Chirila, OS; Stoicu-Tivadar, L, “Gesture Classification for a Hand Controller Device Using Neural Networks”, 30th Medical Informatics Europe (MIE 2020) Conference, Vol. 270, pp. 756-760, APR, 2020, WOS:000630065600058 (ISI)
14. Mahmut, E-E; **Nicola, S**; Stoicu-Tivadar, V, “Word-Final Phoneme Segmentation Using Cross-Correlation”, Studies in health technology and informatics (STC 2020), Vol. 275, pp. 132-136, Nov, 2020, ISSN:1879-8365



15. Varga, G; Stoicu-Tivadar, L; **Nicola, S**, “Serious Gaming and AI Supporting Treatment in Rheumatoid Arthritis”, 31th Medical Informatics Europe (MIE 2021) Conference, Vol. 281, pp. 699-703, Mai, 2021.
16. **Nicola, S**; Stoicu-Tivadar, L, “E Sharing the IT Educational Experience of Developing 3D Applications for Medical Students Training”, 19th International Conference on Informatics, Management and Technology in Healthcare (ICIMTH 2021), Vol. 289, pp. 204-207.
17. Mahmut, E-E; **Nicola, S**; Stoicu-Tivadar, V, “Support-Vector Machine-Based Classifier of Cross-Correlated Phoneme Segments for Speech Sound Disorder Screening”, 32th Medical Informatics Europe (MIE 2022) Conference, Vol. 294, pp. 455-459, Mai, 2022.
18. Varga, G; Stoicu-Tivadar, L; **Nicola, S**, “Serious Gaming and Artificial Intelligence in Rehabilitation of Rheumatoid Arthritis”, 20th International Conference on Informatics, Management and Technology in Healthcare (ICIMTH 2022), Vol. 295, pp. 562-565, Athens, Greece.
19. **Nicola, S**; Chirila, OS; Stoicu-Tivadar, L, “Comparison of Data Classification Results for Leap Motion Recovery Gestures”, 20th International Conference on Informatics, Management and Technology in Healthcare (ICIMTH 2022), Vol. 295, pp. 189-192, Athens, Greece.