

FACTORI CARE FACILITEAZĂ ÎNVĂȚAREA MAI RAPIDĂ A CHIMIEI PE O PLATFORMĂ AR

Costin Pribeanu

Institutul Național de Cercetare-Dezvoltare în Informatică - ICI București

E-mail: pribeanu@ici.ro

Rezumat: Sistemele educaționale bazate pe realitate îmbogățită (AR - Augmented Reality) au capacități specifice cum sunt: vizualizare tridimensională, animație, interfață vocală pentru predare și ghidare a interacțiunii, manipulare directă și feedback haptic. Acest articol prezintă un model cauzal pentru analiza contribuției pe care o au aceste capacități specifice tehnologiei AR asupra învățării mai rapide a chimiei de către elevi. Modelul a fost dezvoltat cu ajutorul analizei drumului, o metodă care are la bază regresia liniară multiplă multinivel. Rezultatele obținute arată care este contribuția acestor capacități și permit identificarea efectelor directe și indirecte ale fiecărui factor asupra învățării mai rapide.

Cuvinte cheie: e-learning, eficacitatea învățării, relații cauzale, analiza drumului, realitate îmbogățită.

Abstract: Educational systems based on augmented reality have specific features such as: 3D visualization, animation, vocal interface for teaching and guidance, direct manipulation, and haptic feedback. This paper presents a causal model for the analysis of the contribution of these features on the faster learning of Chemistry. The model was developed by carrying on a path analysis that is based on a multilevel multiple regression. The results show the contribution of these features and enable the identification of direct and indirect effects of each factor on a faster learning.

Key words: e-learning, learning efficiency, causal relations, path analysis, augmented reality.

1. Introducere

Realitatea îmbogățită – AR (Augmented Reality) este o tehnologie modernă a cărei utilizare în sistemele de e-learning a cunoscut o expansiune continuă în ultimii ani. Sistemele educaționale bazate pe AR permit integrarea unor obiectelor reale din arsenalul didactic tradițional în mediul informatic, oferind astfel un spațiu de interacțiune deopotrivă familiar și mai atractiv pentru elev. Numeroase studii au demonstrat efecte pozitive asupra valorii educaționale și motivaționale, ca urmare a capacităților specifice AR: vizualizare tridimensională, animație, manipulare directă a unor obiecte reale și feedback haptic [3, 7, 8, 13].

O problemă de actualitate în educație, în special în școala generală, este creșterea eficacității și eficienței procesului de învățare, care are multiple fațete. Deși distincția între termenii eficacitate (*effectiveness*) și eficiență (*efficiency*) nu este clară (în acest sens, vezi definițiile din DEX), în contextul evaluării sistemelor informatice eficacitatea este asociată cu acuratețea și completitudinea atingerii unor obiective în timp ce eficiența este asociată cu consumul de resurse. În acest sens, a învăța mai bine este o manifestare a eficacității în timp ce a învăța mai repede sau a învăța mai ușor este o manifestare a eficienței.

În acest articol se prezintă o analiză a relațiilor cauzale dintre factorii care influențează învățarea mai rapidă a chimiei pe o platformă AR. Scenariul de învățare a fost implementat în cadrul proiectului ARiSE (Augmented Reality in School Environments), al cărui principal obiectiv a fost testarea eficacității pedagogice a introducerii AR în școli. Paradigma de interacțiune specifică scenariului de învățare a chimiei este „construirea cu ghidare” și are ca scop facilitarea învățării tabelului periodic al elementelor și a reacțiilor chimice. În cadrul proiectului a fost elaborat un instrument de evaluare, care măsoară diferiți factori de interes pentru un sistem educațional. Pe baza acestui chestionar au fost făcute numeroase studii [2, 6, 9] care au evidențiat câteva aspecte importante privind utilizarea tehnologiei AR în școli, dar au evidențiat și unele limite ale instrumentului de evaluare. Din acest motiv, în 2012 a fost elaborat un nou chestionar, cu o arie de acoperire mai largă. Unele rezultate preliminare, obținute în cadrul unui studiu pilot pentru analiza și finalizarea chestionarului, au avut ca scop analiza diferitelor aspecte ale procesului de învățare, pe baza analizei corelației și regresiei multiple [7], precum și a modelelor de măsurare formative [10, 11]. Chestionarul a fost rafinat și aplicat din nou, începând cu octombrie 2012.

Scopul articolului este de a măsura influența pe care o are potențialul oferit de tehnologia AR

asupra învățării mai rapide a chimiei de către elevi. Prin potențialul tehnologiei AR ne referim la tehnicile specifice de interacțiune implementate în aceasta aplicație, care includ: vizualizare tridimensională, animație, interfață vocală pentru predare și ghidare a interacțiunii, manipulare directă și feedback haptic. În acest articol se utilizează datele colectate cu instrumentul de evaluare rafinat, iar abordarea are la bază un model cauzal, dezvoltat pe baza regresiei multiple multinivel, conform cu metoda propusă de Cohen et al. [4]. Metoda respectivă se numește analiza drumului (*path analysis*) și are avantajul că extinde regresia liniară multiplă pe mai multe niveluri și permite o analiză mai detaliată a relațiilor dintre factori, pentru a evidenția efectele directe și indirecte.

În secțiunea următoare, vom prezenta succint platforma, experimentul și variabilele utilizate. În secțiunea 3, vom prezenta rezultatele regresiei multiple multinivel, modelul cauzal și vom discuta rezultatele obținute. Lucrarea se încheie cu concluzii.

2. Experiment

2.1 Echipament, sarcini, participanți și procedură

În cadrul proiectului ARiSE a fost dezvoltată platforma ARTP (Augmented Reality Teaching Platform), pe care au fost implementate trei aplicații de învățare. ARTP este o platformă de tip desktop [14]: utilizatorii au în față un ecran „see-through” pe care sunt suprapuse imagini ale obiectelor virtuale peste imaginea observată a unui obiect real. În cazul scenariului de chimie, obiectele reale sunt tabelul periodic al elementelor și un set de bile colorate simbolizând atomi. Tabelul periodic are două părți: partea A, prezentând simbolurile elementelor chimice, și partea B, prezentând doar numerele grupelor și ale perioadelor. Partea B este utilă pentru testarea măsurii în care elevii înțeleg structura chimică a atomilor.

Aplicația de chimie a fost testată pe platforma ARTP din ICI, care are patru posturi de lucru, fiecare cu propriul tabel periodic și un set de bile colorate (4 culori). Pentru selectarea unui item din meniu a fost utilizată o telecomandă Wii Nintendo. Prin plasarea unei bile colorate pe un element din tabelul periodic, bilele de culoarea respectivă capătă semnificația unui atom al acelui element și pot fi folosite ulterior pentru crearea de molecule. De asemenea, se poate simula o reacție chimică între două molecule, după crearea prealabilă a acestora.

Scenariul de învățare a chimiei are o introducere (program demo) și trei lecții, fiecare cu un set de exerciții pentru testarea cunoștințelor. În introducere se prezintă structura chimică a atomului și se demonstrează modul de interacțiune. Prima lecție explică modul de aranjare a elementelor chimice în tabelul periodic și are 2 exerciții. A doua lecție are ca subiect modul de formare a moleculelor din atomi și legăturile chimice. Lecția are 8 exerciții. Ultima lecție este despre reacții chimice și are 3 exerciții.

Un număr de 117 de elevi din clasele 7-9 (62 băieți și 55 fete) au testat aplicația într-o sesiune de 30 min. Elevii provin de la mai multe școli din București și au venit la testare însoțiți de profesori. Testarea a avut loc la în perioada octombrie 2012 - martie 2013. După testare, elevii au răspuns la întrebările din chestionar, evaluând fiecare item pe o scală Likert de la 1 la 5.

2.2 Chestionar și variabile utilizate

Pe baza rezultatelor obținute în studiul pilot a fost rafinat instrumentul de evaluare, care cuprinde atât constructe măsurate formativ cât și constructe reflectiv. În acest articol, ne vom referi numai la 7 itemi din chestionar. Primii 6 itemi sunt indicatori cauzali, care măsoară capacități specifice ale ARTP iar ultimul item (PEF2) măsoară gradul în care ARTP ajută învățarea mai rapidă.

Variabilele utilizate sunt prezentate în Tabelul 1, în care sunt menționați și doi indicatori ai tendinței centrale : media (M) și deviația standard (SD).

Tabelul 1. Variabile utilizate

No.	Variabila	M	SD
ARF1	Augmentarea ajută înțelegerea structurii chimice a atomului	3.98	1.01
ARF2	Construirea unei molecule din atomi ajută înțelegerea chimiei	4.07	1.01
ARF3	Simularea reacțiilor chimice ma ajută să le înțeleg mai bine	4.10	1.03
ARF4	Vizualizarea în 3D ajută înțelegerea chimiei	4.16	1.07
ARF5	ARTP ajută înțelegerea tabelului periodic	4.02	1.07
ARF6	Explicațiile vocale ajută înțelegerea lecției	4.35	0.82
PEF2	ARTP m-ar ajuta să învăț mai rapid	3.94	1.07

Mai multe detalii privind indicatorii cauzali și relevanța acestora pentru învățarea chimiei au fost prezentate într-o lucrare anterioară [7]. Se menționează doar faptul că setul inițial a cuprins opt indicatori. Pe baza unei analize atente a rezultatelor obținute în studiul pilot, a fost adăugat un item nou (ARF4) și au fost eliminați alți trei itemi.

3. Dezvoltarea modelului cauzal

3.1 Metoda analizei drumului

Cohen et al. [4] au propus o metodă de analiză exploratorie, denumită analiza drumului (*path analysis*) care permite analiza modului în care interacționează diferiți factori într-un anumit context. Deși este bazată pe regresie liniară multiplă, permite construirea de modele cauzale, în care predictorii unei anumite variabile sunt variabile dependente în regresii pe nivelul următor. Acest model cauzal multinivel are o putere explicativă mai mare, întrucât arată modul cum unele influențe cauzale sunt mediate de variabile endogene. În acest sens, modelul permite atât estimarea efectelor directe cât și a celor indirecte. Metoda a fost utilizată de mai mulți cercetători, între care menționăm studiul lui Sun și Zhag [12] în care a fost analizată relația reciprocă dintre ușurința în utilizare percepută și plăcerea percepută.

Metoda permite dezvoltarea incrementală a relațiilor cauzale având în vedere obținerea unui grad acceptabil de adecvare a modelului la date. În acest scop, sunt utilizate două criterii: varianța explicată în variabila dependentă (R^2), care trebuie să fie suficient de mare și corelațiile estimate între variabile. Pentru calculul corelațiilor estimate se procedează astfel: se multiplică coeficienții fiecărui arc al unui drum între două variabile și se adună produsele pentru toate drumurile dintre două variabile. Coeficienții fiecărui arc sunt coeficienții de regresie standardizați. Un drum nu poate trece printr-un nod (variabilă) de două ori și nu include mai mult de un arc nedirectat.

Întrucât variabila țintă este PEF2 (învățarea mai rapidă a chimiei), prima regresie a fost făcută asupra acesteia, regresând toți cei 6 indicatori cauzali. Pentru regresie a fost utilizat pachetul de programe SPSS for Windows. În analiza drumului, regresia liniară multiplă se efectuează de două ori: prima dată pentru identificarea variabilelor care sunt incluse în regresie, utilizând toți predictorii potențiali, și a doua oară pentru calcularea coeficienților de regresie, numai cu predictorii respectivi. În primal iterație, se utilizează toate variabilele rămase (mai puțin cea dependentă), inclusiv cele care sunt predictorii. Procesul iterativ se oprește atunci când nu mai sunt variabile care pot fi utilizate ca predictorii potențiali.

3.2 Specificarea și estimarea modelului cauzal

La efectuarea primei regresii a fost analizată corelația între variabile și colinearitatea cu ajutorul statisticii VIF (Variation Inflation Factor). Toate variabilele sunt corelate între ele, precum și cu variabila dependentă PEF2, coeficientul de corelație Pearson având valori cuprinse între 0.215 și 0.536. Statistica VIF a avut valori mult sub 10, cea mai mare fiind 1.857 iar toleranța valori mult peste 0.2, cea mai mică fiind 0.539, fapt care arată că nu sunt probleme de colinearitate între variabile. Testul Durbin-Watson a avut valoarea 1.857, cu puțin diferită de 2.0, fapt care arată lipsa

corelației seriale între reziduuri. Tabelul 2 prezintă coeficienții standardizați de regresie obținuți la a doua iterație: coeficienții de determinare ajustați (R^2), coeficienții de regresie standardizați (β), eroarea standard (SE), și gradul de semnificație (sig.).

Tabelul 2. Analiza regresiei – rezultate

Dependent	R^2 ajustat	Predictori	β	SE	sig.
PEF2	.447	ARF1	.320	0.077	0.000
		ARF3	.317	0.081	0.000
		ARF5	.291	0.076	0.000
ARF1	.319	ARF2	.370	0.081	0.000
		ARF6	.326	0.102	0.000
ARF3	.318	ARF2	.381	0.092	0.000
		ARF4	.271	0.087	0.003
ARF5	.319	ARF3	.229	0.093	0.012
		ARF4	.396	0.089	0.000
ARF2	.313	ARF4	.468	0.077	0.000
		ARF6	.210	0.102	0.011

În primul caz, corelația multiplă $R=.679$ a fost semnificativă, $F(3,113)=32.301$, $p<.001$. Variabila dependentă PEF2 are trei predictori (variabile independente), fiecare având coeficienți β semnificativi la pragul $p<.001$. Cei trei predictori explică 44.7% din varianță în variabila dependentă. Coeficienții de regresie pentru ARF1 și ARF3 au valori apropiate, ceva mai mari decât pentru ARF5. Cu toate acestea, acest model de regresie nu explică decât efectele directe a trei indicatori cauzali asupra învățării mai rapide.

În cea de a doua regresie, variabila dependentă a fost ARF1. După prima iterație, în care au intrat toate variabilele rămase (mai puțin PEF2 și ARF1), au rezultat doi predictori cu coeficienți β semnificativi, regresia fiind reluată cu aceste două variabile. Corelația multiplă $R=.575$ a fost semnificativă, $F(2,114)=28.11$, $p<0.001$. Predictorii ARF2 și ARF6 explică 31.9% din varianță și arată că cele două capacități tipice AR (construirea de molecule din atomi și explicațiile vocale) au un efect pozitiv direct asupra înțelegerii augmentării și, implicit, a structurii chimice a atomului. În același timp, ARF2 și ARF6 au și un efect indirect, mediat de ARF1, asupra învățării mai rapide a chimiei.

În următoarea regresie, variabila dependentă a fost ARF3 și au rezultat doi predictori cu coeficienți β semnificativi, ARF2 și ARF4. Corelația multiplă $R=.574$ a fost semnificativă, $F(2,114)=28.028$, $p<0.001$. Predictorii ARF2 și ARF4 explică 31.8% din varianță și arată că cele două capacități tipice AR (construirea de molecule din atomi și vizualizarea 3D) au un efect pozitiv direct asupra simulării și înțelegerii reacțiilor chimice de către elevi. În același timp, ARF2 și ARF4 au și un efect indirect, mediat de ARF3, asupra învățării mai rapide a chimiei.

În cea de a patra regresie, variabila dependentă a fost ARF5 și au rezultat doi predictori cu coeficienți β semnificativi, ARF3 și ARF4. Corelația multiplă $R=.544$ a fost semnificativă, $F(2,114)=23.965$, $p<0.001$. Predictorii ARF3 și ARF4 explică 28.4% din varianță și arată că cele două capacități tipice AR (simularea reacțiilor chimice și vizualizarea 3D) au un efect pozitiv direct asupra simulării și înțelegerii tabelului periodic de către elevi. În același timp, ARF3 și ARF4 au și un efect indirect, mediat de ARF5, asupra învățării mai rapide a chimiei.

În ultima regresie, variabila dependentă a fost ARF2 și au rezultat doi predictori cu coeficienți β semnificativi, ARF4 și ARF6. Corelația multiplă $R=.57$ a fost semnificativă, $F(2,114)=27.422$, $p<0.001$. Predictorii ARF4 și ARF6 explică 31.3% din varianță și arată că cele două capacități tipice AR (vizualizarea 3D și explicațiile vocale) au un efect pozitiv direct asupra construirii moleculelor din atomi de către elevi. În același timp, ARF4 și ARF6 au și un efect indirect, mediat de către ARF2, ARF1, ARF3 și ARF5 asupra învățării mai rapide a chimiei.

Ultimele două variabile rămase, ARF4 și ARF6, deși intercorelate, sunt independente din punct

de vedere conceptual.

Rezultatele obținute prin aplicarea succesivă a regresiei liniare multiple permit specificarea modelului causal. În Figura 1 este prezentat modelul, cu menționarea coeficienților de regresie standadizați β și a varianței explicate la nivelul fiecărei variabile endogene. Modelul permite calcularea efectelor indirecte, a corelațiilor estimate și a gradului de adecvare cu datele.

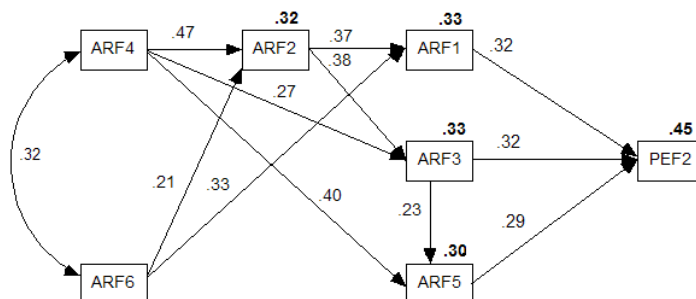


Figura 1. Relațiile cauzale între variabile

Așa cum se observă, trei dintre cei 6 indicatori cauzali au efecte directe asupra învățării mai rapide a chimiei, ceilalți trei având numai efecte indirecte. Efectele indirecte ale lui ARF2 sunt mediate de către acestora sunt mediate de către toți predictorii lui PEF2. De asemenea, ARF4 are efecte directe asupra lui ARF2, ARF3 și ARF5, dar și efecte indirecte asupra lui ARF1, ARF5 și PEF2. Acest model causal multinivel are o putere explicativă mai mare decât regresia liniară multiplă, care nu evidențiază decât efectele directe, pe un singur nivel. În Tabelul 3 sunt sintetizate aceste efecte. Reamintim că efectul indirect se calculează însumând produsele între coeficienți pentru toate drumurile între două variabile. De exemplu, pentru ARF2 vom avea $.370 \cdot .320 + .381 \cdot .317 + .381 \cdot .229 \cdot .291 = .265$.

Tabelul 3. Efectele indicatorilor cauzali

Variabile	ARF1	ARF2	ARF3	ARF4	ARF5	ARF6
Efecte directe	.320		0.317		0.291	
Efecte indirecte		.265	0.067	0.344		0.160
Efecte totale	.320	0.265	0.384	0.344	0.291	0.160

În primul rând, rezultatele arată că toți cei 6 indicatori sunt utili pentru predicția învățării mai rapide, nu doar cei 3 care au efecte directe. În al doilea rând, primii trei indicatori cauzali ca importanță sunt ARF1, ARF3 și ARF4, iar cel mai puțin important este ARF6. În acest sens, modelul causal oferă posibilitatea unei analize mai fine și mai complete decât regresia multiplă.

Pentru estimarea gradului de adecvare a întregului model causal la date, s-a utilizat programul AMOS for Windows [1]. Indicii de adecvare a modelului sunt foarte buni, peste valorile prag recomandate de Hair et al. [5], după cum urmează: $\chi^2=11.20$, $DF=9$, $p=.694$, $\chi^2/DF= 0.72$, $CFI=1.00$, $GFI=.985$, $RMSEA=0$, $SRMR=0.025$.

5. Concluzii și direcții de continuare

Analiza drumului este o metodă utilă pentru dezvoltarea de modele cauzale care permit explicarea modului în care diferiți factori interacționează și contribuie la predicția unei variabile dependente. În acest articol, modelul causal a permis o analiză mai fină a efectelor directe și indirecte pe care le au șase capacități specifice tehnologiei AR asupra învățării mai rapide a chimiei de către elevi.

Există numeroase limite inerente unui studiu cu caracter explorator. În primul rând, rezultatele sunt preliminare, având în vedere că nu a fost încheiată colectarea datelor. Eșantionul este relativ mic, în raport cu cerințele analizei pe baza sistemelor de ecuații structurate, necesară pentru estimarea gradului de adecvare.

Confirmare

Această lucrare a fost finanțată din proiectul PN 09-23-02-03 TEHSIN. Platforma ARTP a fost realizată în proiectul european ARiSE (FP6-027039).

BIBLIOGRAFIE

1. **ARBuckle, J. L.:** AMOS 16.0 User's Guide. Amos Development Corporation, 2007.
2. **BALOG, A.; PRIBEANU, C.:** The Role of Perceived Enjoyment in the Students' Acceptance of an AR Teaching Platform: A Structural Equation Modelling Approach, *Studies in Informatics and Control*, 19(3), 2010, pp. 319-330.
3. **BROM, C.; PREUSS, M.; KLEMENT, D.:** Are Educational Computer Micro-games Engaging and Effective for Knowledge Acquisition at High-schools? A Quasi-experimental Study. *Computers & Education* 57, 2011, pp. 1971-1988.
4. **COHEN, P. R.; CARLSON, A.; BALLESTEROS, L.; AMANT, R. S.:** Automating path analysis for building causal models from data. *Proceedings of the International Workshop on Machine Learning*, 1993, pp. 57-64, Sage.
5. **HAIR, J. F.; BLACK, W. C.; BABIN, B. J.; ANDERSON, R. E.; TATHAM, R. L.:** *Multivariate Data Analysis*. 6th Ed., Prentice Hall, 2006.
6. **IODACHE, D. D.; PRIBEANU, C.:** Comparison of Quantitative and Qualitative Data from a Formative Usability Evaluation of an Augmented Reality Learning Scenario. *Informatica Economica Journal*, 13(3), 2009, pp. 67-74.
7. **IODACHE, D.D.; PRIBEANU, C.; BALOG, A.:** Influence of Specific AR Capabilities on the Learning Effectiveness and Efficiency. *Studies in Informatics and Control*, 21(3), pp. 233-240, 2012.
8. **LEE, E.A.-L.; WONG K.W.; FUNG C.C.:** How Does Desktop Virtual Reality Enhance Learning Outcomes? A Structural Equation Modelling Approach. *Computers & Education* 55(4), 2010, pp. 1424-1442.
9. **PRIBEANU, C.; IODACHE, D.D.:** Evaluating the Motivational Value of an Augmented Reality System for Learning Chemistry. Holzinger, A. (Ed.) *Proceedings of USAB 2008*. LNCS 5298 Springer, 2008, pp. 31-42.
10. **PRIBEANU, C.:** Using formative measurement models to evaluate the educational and motivational value of an AR-based application. *Problems of Education in the 21st Century* 50, 2012, pp. 70-79.
11. **PRIBEANU, C.:** Valoarea educațională a unei aplicații de învățare a chimiei – rezultate preliminare pe baza unui studiu pilot. *Revista Română de Informatică și Automatică*, 22 (3), 2012, pp. 47-54.
12. **SUN, H.; ZHANG, P.:** Causal relationships between perceived enjoyment and perceived ease of use: An alternative approach. *Journal of the Association for Information Systems*, 7(9), 2006, pp. 618-645.
13. **VOS, N.; MEIJDEN, H.; DENESSEN, E.:** Constructing Versus Playing an Educational Game on Student Motivation and Deep Learning Strategy Used. *Computers & Education* 56, 2011, pp. 126-137.
14. **WIND, J.; RIEGE, K.; BOGEN M.:** Spinnstube®: A Seated Augmented Reality Display System, *Proceedings of IPT-EGVE – EG/ACM Symposium*, 2007, pp. 17-23.