

Informàtica, Intel·ligència Artificial i Arqueologia

Josep Puyol-Gruart

Institut d'Investigació en Intel·ligència Artificial (IIIA)
Consell Superior d'Investigacions Científiques (CSIC)
Campus UAB. 08193 Bellaterra
E-mail: puyol@iiaa.csic.es

Resum

Aquest article està basat en una conferència convidada que es va encarregar al IIIA per el congrés *Computer Applications in Archaeology*, CAA'98, que es va fer a Barcelona el mes de Març de 1998.

L'objectiu d'aquest article és veure quines són les noves àrees de la Intel·ligència Artificial que poden ajudar en un futur a l'arqueologia. No es pretén donar solucions a problemes de l'arqueologia, sinó només donar a conèixer tres noves àrees de recerca que li poden ser útils: el descobriment de coneixement a les bases de dades (Knowledge Discovery in Databases, KDD), la gestió de la informació visual (Visual Information Management, VIM) i els sistemes multiagent (Multi-agent Systems, MAS).

Introducció

A principis de segle només uns privilegiats —que tenien el temps, els diners i la inquietud intel·lectual— es podien dedicar a la arqueologia. Podem dir que aquesta disciplina era una cosa d'erudits on cadascú d'ells era un expert en la seva pròpia àrea de coneixement. Un exemple de la recollida d'informació de l'època són els diaris d'excavació (veure la Figura 1), on es feia una explicació en llenguatge natural dels treballs i les circumstàncies

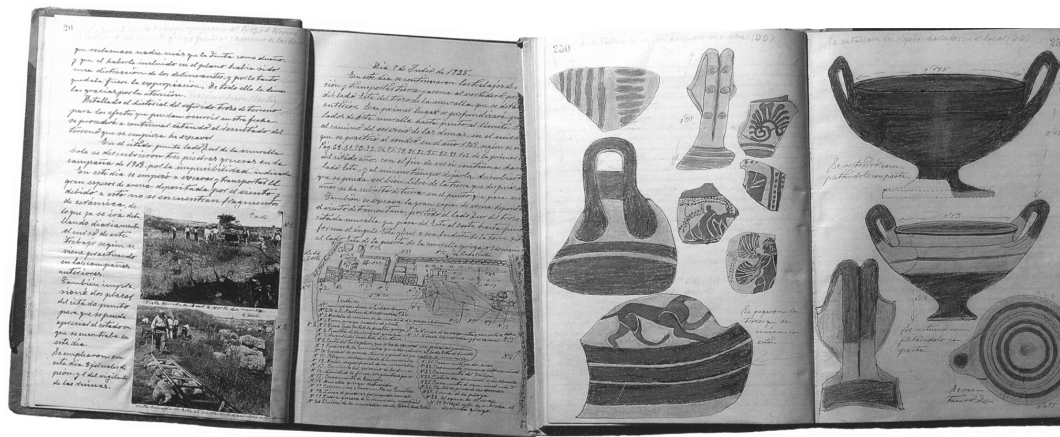


Figura 1. Diaris d'excavació de l'Emili Gandia [MS89]

d'excavació, i s'hi afegien fotografies i dibuixos de les troballes.

Més endavant, el desenvolupament de l'arqueologia donà lloc a la sistematització de la recollida de dades de les excavacions. El sistema utilitzat era el basat en fitxes, on per cada objecte o estructura trobada s'omplia una fitxa amb una sèrie de camps o atributs més o

menys ben definits, juntament amb descripcions en llenguatge natural, fotografies i dibuixos. Avui encara existeixen milers de fitxes d'aquest tipus, de confecció manual.

El desenvolupament dels ordinadors i la informàtica portà a un canvi de mentalitat —com en moltes altres àrees— i a posar unes esperances i unes pors en aquelles noves tecnologies. És interessant de veure algunes de les opinions que als anys setanta el professor James Doran —un dels pioners en l'aplicació dels ordinadors a l'arqueologia— donava sobre la informàtica i l'arqueologia:

“[...] It was hard to see how the complex and ill-structured problems facing archaeologists could be tackled other than by the direct application of their own experience and intelligence” [Doran70]

Cal remarcar algunes de les paraules que hi ha en aquest text: es diu que els dominis de coneixement de la arqueologia són *complexes* i *mal estructurats*; també es diu que els arqueòlegs necessiten aplicar la seva *experiència* i *intel•ligència* per a solucionar els problemes.

Dominis d'aquests tipus, complexes i mal estructurats, n'hi ha molts, en general tots els dominis de coneixement relacionats amb la experiència, com per exemple moltes parts de la medicina, de la enginyeria, de la biologia, i també de la arqueologia. L'expert en un domini determinat, és capaç de fer deduccions vàlides a partir de la seva experiència, malgrat disposar d'un coneixement imperfecte. Per això, una forma d'atacar aquests tipus de problemes és mitjançant la intel•ligència artificial, que el que vol és simular el comportament dels experts a l'hora de solucionar problemes.

Una altra frase interessant del mateix James Doran es la següent:

“[...] Archaeologists collect large quantities of data, and if numerical techniques are to be used at all then a computer is almost certain to be needed [...]” [Doran70]

Aquí es té en compte un altre aspecte de l'arqueologia: la seva practica produeix una *gran quantitat de dades*. El professor Doran deia—en els setanta, no ho oblidem—que s'haurien d'utilitzar ordinadors (*quasi segur*) per a poder fer servir *tècniques numèriques*. Amb la perspectiva actual ens pot fer gràcia aquest *quasi segur* quan es refereix a la utilització dels ordinadors; i també pot semblar curiós el parlar de tècniques numèriques oblidant les *simbòliques*, base de la Intel•ligència Artificial.

Així, als anys setanta, la solució informatitzada dels problemes arqueològics es pensava com la manipulació numèrica de bases de dades, normalment amb tècniques estadístiques.

La interpretació dels resultats era òbviament manual, mitjançant la experiència i la intel·ligència de l'arqueòleg.

MUSEU D'ARQUEOLOGIA DE CATALUNYA		EMPÚRIES		Núm. 5001
Fitxa d'Inventari / Registre				
Class. genèr.	Objecte social	Class. espec.	Numismàtica romana imperial	
Nom objecte	Moneda	Materia	Bronze	Nº ex. 1
Tipologia	Dupondius	Crono.	64 / 68	Altres núms. 124
DESCRIPCIÓ				
Anvers: NERO CLAVD CAESAR AVG GER P M TR P IMP P P. Cap llorejat a esquerra, amb globus a la part inferior del coll. Revers: SECVRITAS AVGVSTI S C. Figura femenina asseguda a dreta, altar a davant. Gràfila de punts.				
Ús	Social	Tècnica	Encunyació	
Mides màx.	29 mm. ø / 2 mm. gruix / 12,61 gr. pes			
Decoració	Fotografia / dibuix			
Estat conserv.	Poc desgastada			
Restauracions				
UBICACIÓ	Magatzem 3 C. F.			
Valoració				
INGRÉS	Data ?			
	Forma ?			
	Font Empúries			
Procedència	Empúries. Indeterminada			
Origen geogr.	Lugdunum (Lyon)			
Cultura	Romana alt-imperial			
Inscripcions o marques	Anv: NERO CLAVD CAESAR AVG GER P M TR P IMP P P			
	Núm. negatiu	2 - 7		
	Obj. en relació			

Figura 2. Fitxa informatitzada del Museu d'Empúries.

Què és el que ha canviat des d'aleshores? L'avenç espectacular de la tecnologia dels ordinadors i de les comunicacions ens ha portat a parlar d'un *món digital*. Fent servir el fil de l'argument del *best-seller* de Nicholas Negroponte (el director del Media-Lab al MIT) podem pensar en la transformació del món material (format per àtoms) a un món digital (format per bits) [Neg95]. Els principals avantatges d'aquest món digital són: la facilitat del transport d'aquest bits —a la velocitat de la llum—, de la seva compressió, emmagatzematge i manipulació.

Fins ara només hem parlat de bits, però no hem d'oblidar els *pixels*. El pixel —una cadena de bits— és la unitat d'informació de les imatges digitals. Encara que la fotografia sempre ha sigut una eina molt útil per als arqueòlegs, en el futur s'incrementarà la seva utilització. En els últims dos o tres anys, l'aparició dels aparells fotogràfics digitals, fa pensar en una creixent facilitat per a l'obtenció d'imatges digitals: directament, sense processos —químics, i per tant atòmics— intermedis. La utilització de vídeo també comença a ser pràctica habitual com a documentació arqueològica.

Per tant ara ja hem de pensar en bases de dades multimèdia. La informació multimèdia conté des de caràcters alfanumèrics fins gràfics, animació, imatge, vídeo i àudio. Les tècniques multimèdia estan evolucionant molt ràpidament gràcies a l'abaratiment i a la potència cada vegada més gran de la maquinària necessària per a la digitalització de la informació i el seu tractament.

Les fitxes de les que parlàvem abans estaven en forma d'àtoms (la tinta de l'escriptura sobre el paper, la plata per a les fotografies) i els humans, mitjançant la seva intel·ligència eren els que interpretaven aquesta informació. El món digital ens pot fer pensar en la digitalització de tota aquella informació multimèdia i el posterior tractament mitjançant tècniques d'informàtica i de intel·ligència artificial. A la Figura 2 podem veure que una fitxa informatitzada d'una moneda romana de la base de dades d'Empúries conté informació alfanumèrica i imatges. El desenvolupament de les bases de dades, multimèdia i hipertext ens permeten emmagatzemar gran quantitat de fitxes de les esmentades anteriorment, però en format digital.

Tampoc hem d'oblidar el creixement espectacular de les tecnologies de comunicacions, la xarxa Internet i els llenguatges multimèdia que conformen l'anomenada WWW —*World*

Wide Web, teranyina global, mundial. Ara la informació ja no és només local, sinó que es troba distribuïda arreu del món.

Vista aquesta introducció, què ens ofereix el futur? Quines són les disciplines i tècniques de la informàtica i la intel·ligència artificial que podrien ser útils per a la arqueologia? En aquest article es tractaran tres punts:

1. **KDD** (*Knowledge Discovery in Databases*): el descobriment de coneixements en les bases de dades arqueològiques no es pot fer d'una manera manual. Es necessita automatitzar-lo amb la supervisió dels experts que hauran de seguir validant i interpretant les teories arqueològiques descobertes. A més, haurem de tenir en compte que la informació —per el caràcter intrínsec dels problemes arqueològics— és normalment imperfecta: imprecisa, incerta, incompleta, vaga i amb dependències temporals.
2. **VIM** (*Visual Information Management*): La introducció d'informació multimèdia a les bases de dades arqueològiques —fonamentalment imatge fixa i vídeo— produeixen la necessitat de trobar tècniques eficients per emmagatzemar, recuperar i entendre aquest tipus d'informació.
3. **MAS** (*Multi-agent Systems*): La simulació de societats primitives en arqueologia és una àrea prou coneguda, però l'interès actual de la comunitat de Intel·ligència Artificial en els sistemes multiagent ofereix una nova oportunitat per a considerar la simulació basada en el concepte d'agent.

KDD

La tecnologia de les bases de dades ens dona mitjans per a l'emmagatzematge i la recuperació de les dades. Però una vegada ja tenim una base de dades, de què ens pot servir? El valor d'una base de dades està en funció de l'habilitat per extreure'n informació —la informació són dades amb semàntica— útil per a la presa de decisions i per a poder explorar i entendre la font que ha generat les dades. Extraure informació o coneixement de les bases de dades és difícil. L'anàlisi i la interpretació manual de les dades —com la visualització estadística— és lenta, cara i subjectiva, i es torna cada vegada més difícil conforme augmenta el volum de les dades.

El descobriment de coneixements a les bases de dades es pot definir d'aquesta manera:

“The nontrivial process of identifying valid, novel, potentially useful, and ultimately understandable patterns in data” [FPSS96]

L'objectiu es extreure *models* de les dades. Els models són expressions en algun llenguatge determinat que ens permeten estructurar o agrupar les dades: per exemple, identificant dependències entre elles. Aquests models han de ser *útils*, servir per alguna cosa; *entenedors*, no serveixen per res si no els entenem; *originals*, han de ser nous, desconeguts; i *vàlids*, que siguin clarament aplicables sobre noves dades.

Etapes del procés de KDD

Tal com es pot veure a la Figura 3, el procés de KDD està format per tres etapes: el preprocés de les dades; la mineria de dades —traduint literalment el terme anglès *data mining*— per a obtenir models; i la interpretació d'aquests models. Les dues primeres

etapes són les que volem automatitzar, mentre que la última, la interpretació, és la que l'expert humà haurà de fer per a determinar si els models obtinguts són realment interessants —com dèiem abans: vàlids, útils, entenedors i originals.

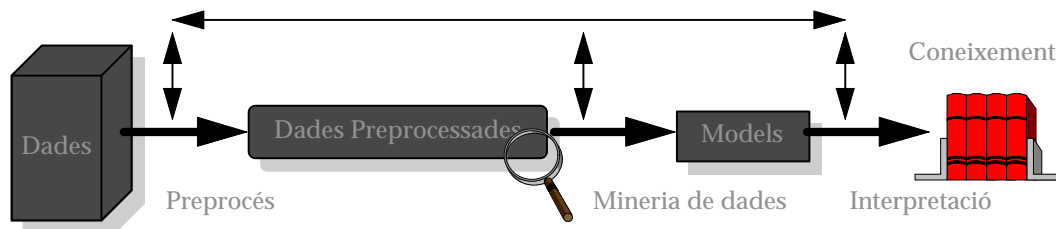


Figura 3. Etapes del procés de KDD.

El preprocés consisteix en manipular les dades originals per fer-les més tractables, reduint el soroll o els errors, o seleccionant només els atributs que considerem més importants. En aquesta etapa també s'ha de triar quin model de base de dades s'utilitzarà, ja sigui relacional, orientat a objectes, deductiu o hipertext. També hem de pensar quins algorismes podem fer servir per a la mineria de dades en funció dels nostres objectius.

La mineria de dades és l'etapa en que obtindrem models a partir de les dades —ja preprocessades— i per això és la que més ens interessa en aquest article. Els objectius dels models descoberts són la descripció i la predicció. Podem distingir entre dues menes de tècniques per a la obtenció de models: les estadístiques —que podríem anomenar tècniques clàssiques— i les de la Intel·ligència Artificial —que també utilitzen l'estadística en determinats casos.

Algunes de les tècniques clàssiques més conegudes són: la *classificació*, consistent en identificar a quina de les categories predefinides pertany cada una de les dades; la *categorització (clustering)*, que a partir de les dades crea un conjunt de categories per a una posterior classificació de les dades; o el *modelat de dependències*, que busca dependències entre les dades.

En aquest article parlarem de tècniques de la Intel·ligència Artificial per a la mineria de dades. Utilitzarem les *regles d'associació* i les *xarxes probabilistes* com formalismes de representació del coneixement, i veurem com podem descobrir coneixements, utilitzant aquests formalismes de representació, a partir d'una base de dades.

L'etapa de interpretació humana és la que ens permet obtenir coneixements a partir dels models trobats a l'etapa anterior. Les preguntes que sorgiran en aquesta etapa són: És útil el coneixement descobert? Podrem aplicar aquest nou coneixement sobre noves dades? Tenim conflictes amb el nostre propi coneixement del domini? Podem resoldre aquests conflictes?

Descobriment de regles d'associació

Per a poder treballar amb el coneixement és necessari representar-lo d'alguna manera. Un dels formalismes més utilitzat a l'hora de representar coneixements és el basat en regles d'associació, que són la base de la majoria de llenguatges de representació en sistemes experts. Les regles tenen una sintaxi senzilla; el seu significat és intuïtiu i fàcilment entenedor, basat en la lògica; i no pressuposa coneixements de programació o informàtica. Aquí tenim un exemple de regla d'un domini arqueològic:

Si ceràmica(X) i tipus(X,vn) aleshores cronologia(X, 1570)

Utilitzant el llenguatge natural podríem expressar aquesta regla com: “*Si X és una ceràmica i X és del tipus vernís negre, aleshores podem assegurar que la cronologia de X és 1570*”. Cada expressió d'una regla, els antecedents i el conseqüent, té un valor lògic, és a dir, és certa o falsa; per exemple, donat un objecte X, si aquest objecte és una ceràmica, aleshores l'expressió “*ceràmica(X)*” serà certa. Si tots els antecedents són certs, el conseqüent també ho serà; si qualsevol dels antecedents és fals, no podem dir res del valor de veritat del conseqüent, podria ser cert o fals.

Recordem que en general —i en particular en el domini de l'arqueologia— el coneixement és incert, imprecís i incomplet. Considerem una variació de l'exemple anterior de regla que introdueix aquest concepte d'incertesa:

Si ceràmica(X) i tipus(X,vn) aleshores cronologia(X, 1570) en el 80% dels casos

En aquest cas la regla és més realista que l'anterior —més adequada al coneixement de domini de l'expert— ja que només és certa en el vuitanta per cent dels casos. Això vol dir que malgrat tenir un objecte que és una ceràmica del tipus vernís negre, pot molt ben ser que no tingui aquesta cronologia. El que em fet aquí és afegir un grau d'incertesa a la regla —la regla no sempre és certa— ja que segurament serien necessaris molts més antecedents o condicions —que ignorem degut al nostre coneixement incomplet— per a poder concloure amb seguretat la cronologia d'un objecte.

Imaginem que el resultat de l'aplicació d'aquesta regla es pot utilitzar com antecedent d'una altra regla:

Si cronologia(X, 1570) i ...

El valor lògic de l'expressió “*cronologia(X, 1570)*” ja no es pot considerar com a certa o falsa com abans, sinó que té un cert grau de confiança en ser certa, entre el 0% de confiança —falsa— i el 100% —sens dubte, certa. En aquest cas el valor de confiança del conseqüent d'aquesta regla serà en funció dels valors de confiança dels antecedents, i també, del valor de confiança de la regla. De tot això l'expert no s'ha de preocupar, la utilització de les regles i el càlcul de les confiança les fa el sistema expert: és el que s'anomena programació *declarativa* —en contraposició a la *procedimental*— a on no cal dir com s'ha d'executar el programa. Els sistemes experts estan formats per una gran quantitat de regles d'aquest tipus.

La construcció d'un sistema expert té dues etapes: l'adquisició del coneixement, que consisteix en la programació de les regles a partir dels coneixements de l'expert; i la validació, en que l'expert verifica que el sistema expert es comporta com ell esperava que ho fes, és a dir, que dona la majoria de respostes semblants a les que donaria ell.

L'expert és el que programa —o ajuda a l'*enginyer de coneixement* a programar— les regles que obté a partir de la seva experiència prèvia en un domini determinat, en l'exemple anterior en la classificació de ceràmica. Quan creu que una regla no es pot aplicar sempre, associa un valor de confiança basat en la probabilitat —objectiva o subjectiva— de que la regla es pugui aplicar donat que els seus antecedents siguin certs.

Així doncs, en la determinació de la confiança de les regles, l'expert pot utilitzar probabilitat subjectiva —la que ell creu, gràcies a la seva experiència, que pot tenir la regla— o objectiva obtinguda mitjançant experiments freqüentistes —per exemple, a partir

de dades documentades, la relació entre tots els casos de ceràmiques del tipus vernís negre amb cronologia del 1570 i el total de casos de ceràmiques del tipus vernís negre.

Tornem a l'origen d'aquest apartat. Recordem que una base de dades compta amb gran quantitat de dades, i per tant, gran quantitat d'informació freqüentista, de probabilitat objectiva. Podríem aprofitar això per extreure, automàticament, regles d'una base de dades? Serien útils, vàlides, originals i entenedores aquestes regles?

Podem pensar en un procés de adquisició de coneixement automàtic, encara que supervisat per l'expert humà, com el representat a la Figura 4. Imaginem una base de dades d'objectes arqueològics. Cada objecte té associat una sèrie d'atributs: el tipus de material, el seu color, la seva cronologia, etc. Imaginem que estem interessats en extreure coneixement de la base de dades per a les ceràmiques d'un tipus determinat, per exemple, del tipus vernís negre.

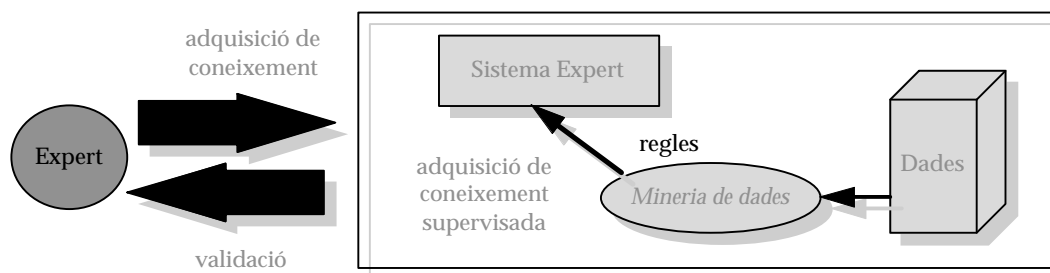


Figura 4. Descobrimet de regles d'associació.

Utilitzant tècniques clàssiques és fàcil interrogar a la base de dades sobre el nombre d'ocurrències d'objectes que són ceràmiques, i a més a més, del tipus vernís negre. És el nostre criteri determinar si aquest nombre representa un *suport* suficient. Si decidim que sí, podem buscar si això ens proporciona algun model per a determinar la cronologia de les peces. Imaginem que interroguem la base de dades sobre objectes de ceràmica, del tipus vernís negre, i de cronologia 1570; això ens donarà un nombre d'ocurrències. És significatiu aquest nombre? Si calculem la freqüència de ceràmiques del tipus vernís negre amb cronologia 1570 respecte al total de ceràmiques del tipus vernís negre, això ens donarà una mesura de la *confiança* de la regla que acabem de descobrir, com el 80% donat a l'exemple anterior.

D'això podem deduir que el descobriment de regles d'una base de dades és possible, encara que la supervisió de l'expert és bàsica per a guiar aquest procés; és l'expert el que determina si aquest nou coneixement és útil, original, entenedor i vàlid (etapa d'interpretació dels resultats). Pensem que la generació automàtica de regles sense restriccions ens pot portar a obtenir-ne una gran quantitat. Moltes d'elles no assoliran els objectius del descobriment de coneixements [AMS+96].

Raonament Temporal

En aquest punt, una vegada vist un formalisme de representació de coneixement basat en regles, crec que és interessant parlar també de la dimensió temporal del coneixement. Hem dit que la informació normalment és imprecisa, incompleta, incerta, però també amb dependència del temps. El raonament temporal es una àrea de la Intel·ligència Artificial que estudia les lògiques i el raonament basats en el temps [Vil96].

Si busquem aplicacions del raonament temporal a la arqueologia, segur que en trobarem moltes; la datació absoluta de les troballes arqueològiques o el mateix estudi estratigràfic —que ens diu què és anterior o posterior— ens parlen fonamentalment del temps. Agafem com exemple l'estratigrafia. A la Figura 5 podem veure una estratigrafia extreta de l'excavació de Vilauba (Camós, Girona): la part esquerra correspon a la informació estratigràfica espacial, mentre que la dreta és la informació estratigràfica temporal.

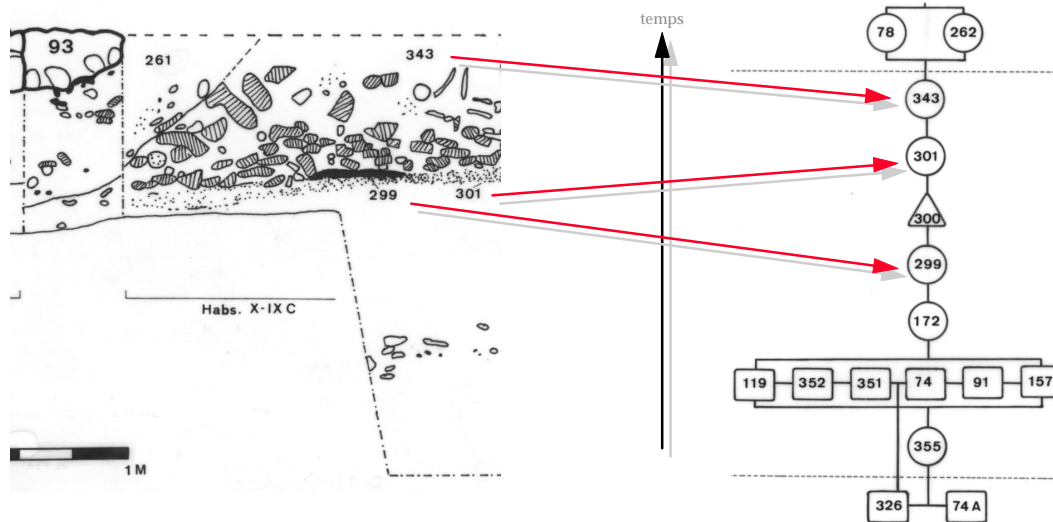


Figura 5. Representació de la informació estratigràfica.

Anem a veure alguna de les maneres en que podríem representar el coneixement de la Figura 5. Una manera de representar el temps és utilitzant el mateix formalisme de regles, però qualificades temporalment. Això vol dir que a un predicat podem afegir-li un element que ens diu *quan* aquest predicat és cert. De fet podem veure com a predicat qualificat temporalment el de l'exemple anterior “*cronologia(X,Y)*” on *Y* es refereix al temps, per tant podríem dir que “*cronologia(E299,1570)*” és cert.

A més de la qualificació temporal de les regles podem utilitzar predicats temporals, del tipus “*abans(X,Y)*”, “*després(Z,T)*”, etc. La potència que ens donen les lògiques temporals és que aquest predicats estaran relacionats per una certa semàntica temporal: per exemple, en una lògica temporal basada en temps puntual, si “*Abans(a,b)*” és cert, la lògica ens dirà que “*Després(a,b)*” és fals. Per una lògica temporal basada en intervals de temps, el significat d'aquests predicats i les seves relacions seran diferents, tindran una altre semàntica.

Per tant podem pensar en la programació de regles utilitzant tots aquests predicats, per exemple:

Si cronologia(E1,X) i cronologia(E2,Y) i Abans(X,Y) i Sota(E1,E2) aleshores ...

a on E1 i E2 són estrats, X i Y són punts de temps, Abans és un predicat temporal i Sota és refereix a la posició relativa de dos estrats. Podem pensar, igual que a la secció anterior, en el descobriment d'aquest tipus de regles a partir d'una base de dades. Les regles tindran associat uns graus de suport i de confiança.

Un altre aspecte que volia comentar aquí és el del càlcul amb *predicats difusos*. Les lògiques difuses són una altra àrea de recerca de la Intel·ligència Artificial. Ho podem introduir mitjançant un exemple. Imaginem que en l'estrat E299 es van trobar dues mostres, un tros de fusta i una llavor (Figura 6). Un estudi amb carbó 14 ens dona una datació per la fusta al voltant de 1400, i per la llavor al voltant de 1570. Però sabem que la fusta és una mostra de llarga vida, mentre que la llavor és una mostra de vida curta; això vol dir que la primera mostra és menys precisa que la segona. En aquest cas parlarem de predicats vagues

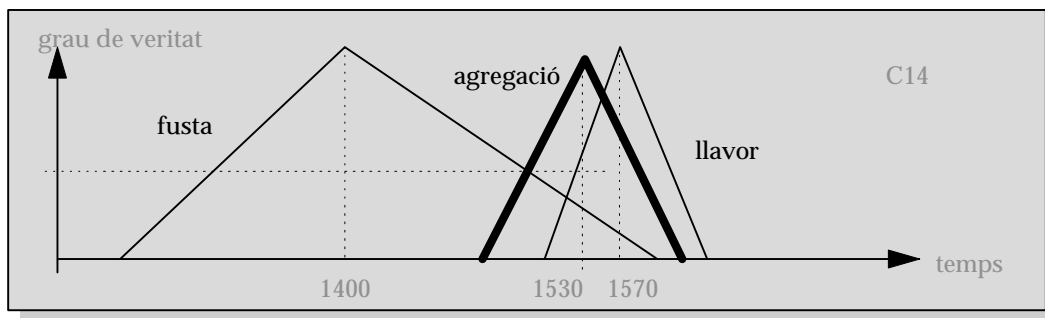


Figura 6. Predicats difusos.

o difusos. Podem considerar el predicat *la cronologia de la llavor* com la funció, anomenada funció característica, representada a la Figura 6: el grau de veritat del predicat és màxim a 1570 i decreix progressivament fins a fals quan ens allunyem d'aquesta data. De la mateixa manera el predicat *la cronologia de la fusta* vindrà representat per l'altre funció, que és màxima a 1400 i decreix més lentament, perquè és una mostra menys precisa, quan ens allunyem d'aquests valors. Aquestes funcions representen el que s'anomena *conjunts difusos*.

La diferència entre els conjunts clàssics i els difusos és que la pertinença d'un element a un conjunt difús és un grau entre cert i fals. Per exemple, el grau de pertinença de la llavor al conjunt de mostres d'una cronologia concreta està representat per la seva funció característica. La llavor no pertany al conjunt de mostres de l'any 1300. Clarament pertany a les de l'any 1570, y té algun grau de pertinença al conjunt de mostres de l'any 1530.

La combinació de les funcions característiques de les dues mostres —de la llavor i la fusta— ens poden donar una nova funció característica de la cronologia de l'estrat, per exemple mitjançant una funció d'agregació (la línia gruixuda de la Figura 6).

Descobrimet de xarxes bayesianes

Un altre formalisme molt útil per a representar coneixement són les *xarxes bayesianes*, altrament anomenades *xarxes probabilistes* o *causals*. Les xarxes bayesianes tenen una semàntica probabilista, s'utilitzen per a programar sistemes experts probabilistes. Una xarxa bayesiana és una representació gràfica del coneixement incert. Es dibuixa un graf dirigit i acíclic amb fletxes que representen dependències entre nodes, on els nodes són fets;

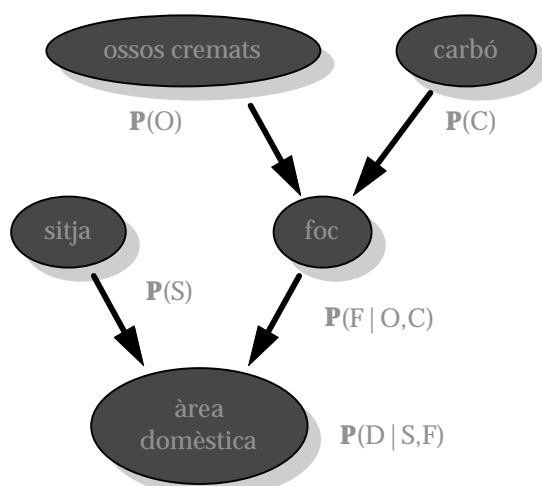


Figura 7. Exemple de xarxa probabilista

per exemple, a la Figura 7 podem veure una xarxa bayesiana que representa el procés de raonament per a determinar si una determinada àrea d'excavació és una àrea domèstica.

El fet de trobar ossos cremats i carbó en una excavació ens fa pensar que el lloc podia ser un foc per a cuinar; si donada aquesta evidència, a més a més, trobem una sitja, això ens fa pensar que podem haver trobat una àrea domèstica.

Una vegada determinades aquestes dependències només ens falta assignar probabilitats —que donaran una mesura de la incertesa— a cada un dels nodes i dependències.

De probabilitats en farem servir de dues classes: les probabilitats *a priori* i les *condicionades*; les primeres seran les assignades als nodes que no tenen pares —i per tant no condicionats— i les altres als nodes que tenen pares.

Tornem a considerar la xarxa probabilística de la Figura 7. Tenim que assignar probabilitats *a priori* per els següents fets sense pares: *carbó*, *ossos cremats* i *sitja*. El sentit d'aquestes probabilitats és la confiança de trobar aquests materials en l'àrea d'excavació, per exemple per el carbó $P(C = \text{cert}) = 80\%$. De la mateixa manera podem pensar en les probabilitats de trobar ossos cremats o una sitja, $P(O)$ i $P(S)$ respectivament.

Ens falta considerar les probabilitats condicionades dels nodes que tenen pares, per exemple, el node que representa el fet de trobar un *foc* per a cuinar. La probabilitat de trobar un foc està condicionada per la troballa prèvia de carbó i ossos cremats. Aleshores les probabilitats de *foc* d'on unes probabilitats condicionades per els fets *ossos cremats* i *carbó* (que poden ser certs o falsos), que es poden expressar com $P(F | O, C)$. De la mateixa manera, les probabilitats de determinar que el que hem trobat és un *àrea domèstica* està condicionada per el fet de trobar un *foc* i una *sitja*, $P(D | S, F)$. Però com podem donar valor a aquestes probabilitats? Es tracta d'omplir

S	F	$P(D S, F)$	
fals	fals	20%	80%
fals	cert	75%	25%
cert	fals	90%	10%
cert	cert	99%	1%

Taula 1. Probabilitats condicionades

taules del tipus de la Taula 1, per exemple, la probabilitat de trobar una àrea domèstica donat que em trobar un foc —cert a la columna de foc (F)— però no em trobat cap sitja —

fals a la columna de sitja (S) — és del 75%; en canvi si a més del foc també trobem una sitja la aquesta probabilitat puja fins al 99%. Els valors d'aquestes probabilitats —en principi, subjectives— vindran determinades per els coneixements i l'experiència del arqueòleg.

Les xarxes bayesianes són útils per a la representació de coneixement causal. Els exemples anteriors ens demostren que és un formalisme molt simple. Però que podem fer amb ella una vegada declarada? Els programes que fan *raonament amb xarxes probabilistes* ens permeten interrogar la xarxa buscant automàticament altres probabilitats. Per exemple, quina és la probabilitat de trobar una àrea domèstica sense cap altre consideració, $P(D)$? Un altre exemple, quina és la probabilitat de trobar una àrea domèstica si hem trobat carbó, no hem trobar cap sitja i ignorem si hi ha ossos cremats? Aquesta probabilitat es pot expressat com $P(D | C = \text{cert}, S = \text{fals})$. Un altre: quina és la probabilitat de trobar carbó si només sabem que és una àrea domèstica, $P(C | D = \text{cert})$?

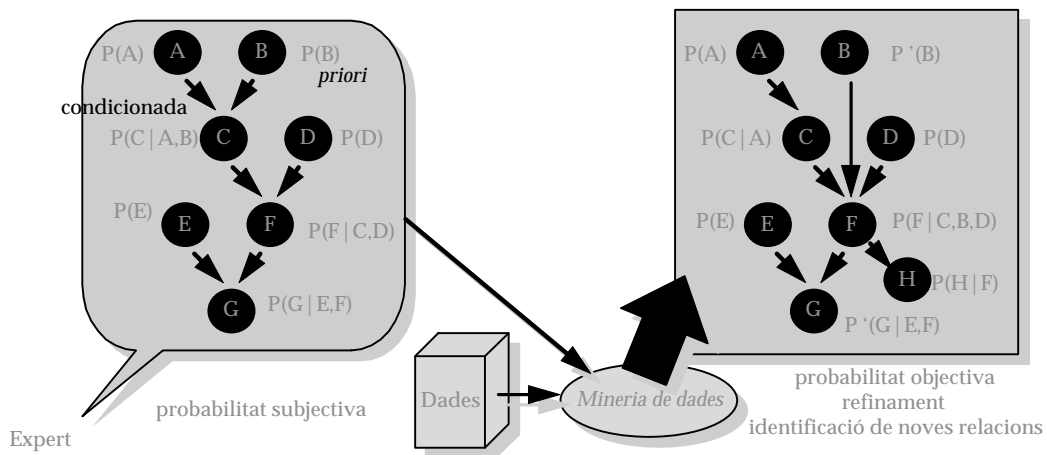


Figura 8. Descobrimet de xarxes probabilistes.

De la mateixa manera que hem fet a l'apartat anterior, per el descobriment de regles, podem pensar que es podria extreure coneixement de les bases de dades en forma de xarxes bayesianes.

En efecte, de la mateixa manera que l'arqueòleg pot dissenyar una xarxa amb probabilitats subjectives, la base de dades pot proporcionar probabilitats objectives. Tal com es pot veure a [Hec96] el coneixement de domini de l'expert representat mitjançant xarxes bayesianes amb probabilitats subjectives, més les dades estadístiques —i per tant probabilitats objectives— poden servir per a refinar el coneixement inicial de l'expert: canviant dependències o identificant-ne de noves, creant noves xarxes, modificant les probabilitats condicionades, etc. A la Figura 8 es representa esquemàticament aquest procés: una xarxa bayesiana inicial donada per l'expert serveix per a guiar el procés de descobriment de coneixements. L'expert finalment ha de supervisar les noves xarxes obtingudes per a veure si realment es pot considerar un descobriment de coneixements.

VIM

Tal com hem vist a la introducció, la gestió de les imatges és important per a l'arqueologia. Fins ara només hem parlat d'informació numèrica o simbòlica, però la gestió de la

informació visual es una àrea que conté complexitats molt més grans. Considerem primer com un exemple un altre tipus d'informació: la informació de tipus textual, de text amb format lliure. No és difícil de crear, emmagatzemar i distribuir. Els sistemes de recuperació d'informació textual es basen en tècniques més o menys complicades, des de l'estadística, per exemple buscar freqüències de paraules, fins el processament del llenguatge natural. Tot i que es molt complex extreure coneixements de text en format lliure tenim la facilitat de que cada paraula té un nombre finit de significats. Això és el que no passa amb la informació visual.

Amb la informació visual ens podem fer preguntes similars a les que faríem amb la informació textual. Donada una imatge fixa o un vídeo, que és el que aquesta imatge o vídeo contenen? Com podem extreure una etiqueta semàntica per a poder classificar el que es veu?



Figura 9. Ungüentaris. [MS89]

Considerem la Figura 9: si ja és difícil isolat —l'anomenat problema de la segmentació— els objectes d'una imatge, en aquest cas aquests quatre unguentaris, encara és més difícil donar-los etiquetes semàntiques —dir que cada un d'ells és un unguentari.

La informació visual és diferent de la textual perquè objectes amb la mateixa etiqueta semàntica poden tenir aparences molt diferents, de fet, infinites. Només cal pensar en un canvi del punt de vista del

observador, de la perspectiva.

Quan parlem de la gestió de la informació visual es distingeixen quatre categories d'informació: les característiques, l'espai de característiques, els grups de característiques i l'espai d'imatges [GSJ97].

Els algorismes d'anàlisi d'imatge poden extreure característiques interessants d'un objecte visual. Exemples d'aquestes característiques són: la textura, el contrast, el color, etc. Aquests algorismes transformen l'objecte visual original mitjançant projeccions, aplicant funcions i fent mesures de distàncies entre característiques. El filtrat del histograma de color d'una imatge és un exemple de funció que pot servir per extreure el seu grau de vermell. Les funcions de distància aplicades a característiques serveixen per a determinar graus de similitud entre diferents objectes.



Figura 10.
Moneda
Romana
d'Empúries

Les característiques d'una imatge sempre estan en una regió determinada de l'espai. Per exemple, si considerem la textura de un dels unguentaris de la Figura 9, aquesta característica només es troba a la regió on hi ha l'ungüentari. Aquest és un exemple d'espai de característiques.

Operacions típiques en l'espai de característiques són: trobar contorns; donada una característiques d'un objecte, trobar els objectes més propers que tenen la mateixa característica; fer una partició de l'espai, etc.

Els grups de característiques és una categoria d'informació visual que consisteix en la agrupació d'unes determinades característiques per a crear una característica més complexa. L'espai d'imatge és la combinació final de totes les categories anteriors: grups

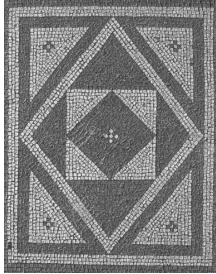


Figura 11. Mosaic
[MS89]

de característiques en un espai determinat. Imaginem preguntes a una base de dades del tipus: buscar imatges que contenen peces amb característiques geomètriques circulars, amb color de coure, amb una cara centrada i lletres al voltant del seu perímetre. Aquí hauríem de parlar de com ho fem per identificar què és una cara, així com d'altres característiques que poden ser prou complexes, però seria una bona descripció per a identificar monedes en una base de dades (Figura 10). El mateix podem pensar per a la Figura 11. Quines són les característiques que combinades poden identificar mosaics en una imatge? donat un conjunt de mosaics, és possible trobar una descripció automàtica de l'objecte *mosaic*?

A la Universitat de Califòrnia, a San Diego, utilitzen una forma particular de recuperació de la informació d'una base de dades d'imatges. Es fa una representació tridimensional d'una base de dades d'imatges a on cada dimensió és una característica triada per l'usuari, per tant les imatges queden ordenades a l'espai segons aquestes característiques. El procediment és un cicle d'explorar aquest espai fins a trobar una imatge semblant a la que estem buscant i seleccionar aquesta imatge. El cicle tornarà a començar seleccionant noves característiques de la imatge. Una nova representació tridimensional ens acostarà a les imatges que nosaltres volem. Aquest cicle es repetirà fins trobar el que busquem.

Degut a que les bases de dades arqueològiques contenen gran quantitat d'informació en forma d'imatges, el descobriment de coneixement ha d'anar totalment associat a tècniques de gestió de la informació visual. Podríem descobrir coneixement, en forma de regles o xarxes bayesianes, a partir de característiques de les imatges contingudes a una base de dades.

MAS

Una àrea que actualment té molta importància a la comunitat de Intel·ligència Artificial és la de *sistemes multiagent*. El que volíem explicar a les seccions anteriors era la programació o simulació dels processos de raonament dels experts, arqueòlegs en aquest cas. La simulació en arqueologia el que fa és simular l'objecte de l'estudi arqueològic, les persones i les seves societats, les seves relacions amb l'entorn, les relacions entre els individus, el comerç, la cacera, etc. Aquest tipus de simulació ja s'ha utilitzat en el projecte EOS [Doran95] per a la simulació de societats paleolítiques.

Què és un agent des de el punt de vista de la Intel·ligència Artificial? Segons Wooldridge [WJ95] podem considerar la noció d'agents des de dos punts de vista, l'un de feble i l'altre de més fort. Des del punt de vista feble un agent seria un conjunt de programes informàtics que tenen les següents característiques: *autonomia*, els agents funcionen sense intervenció



Figura 12. Pintura rupestre de Tanzània.

humana directa, tenen control sobre les seves pròpies accions; *sociabilitat*, els agents tenen interaccions amb els altres agents; *reactivitat*, els agents tenen percepció del seu entorn —ja sigui físic o virtual— i responen als canvis; *activitat*, els agents tenen la capacitat de prendre la iniciativa, tenen un comportament dirigit cap als seus objectius. La concepció forta dels agents ens porta a parlar dels agents en termes antropomòrfics, per tant s'estudien nocions mentalístiques com els coneixements, les creences, les obligacions, les intencions i també les

emocions.

Vista aquesta perspectiva ja podem veure que una societat d'agents artificials es un medi molt adequat per a la simulació de societats humanes (Figura 12). Un programa multiagent consistiria en la programació dels agents, dels seus papers —*rols*— que juguen a la societat, de com es comuniquen amb els altres agents, de com perceben i reaccionen davant el seu entorn, etc. Una manera de definir el comportament dels agents pot ser mitjançant regles tal com hem vist als apartats anteriors.

Conclusions

En un futur proper l'arqueologia podrà emprar el resultats d'aquestes noves àrees de la informàtica i de la Intel·ligència Artificial per a millorar el seu treball. La digitalització de la informació, junt amb el millorament de les tècniques de gestió de la informació visual i de l'extracció de coneixements a les bases de dades pot ser de gran ajut per a comprendre millor les fonts d'informació. La intel·ligència artificial pot ajudar especialment en els casos on el coneixement es basa en l'experiència.

Agraïments

Vull donar les gràcies al Professor James Doran (Universitat de Essex) per proporcionar-me alguns dels seus articles més importants, i al Dr. Joan A. Barceló de la Universitat Autònoma de Barcelona (UAB) per l'ajuda en la construcció d'exemples creïbles per als arqueòlegs. També voldria agrair l'ajut rebut dels meus amics del Museu d'Empúries, Dr. Xavier Aquilué (Director) i Marta Santos, i de l'excavació de Vilauba, el Dr. Joaquim Tremoleda, Pere Castanyer i Carme Oliveras.

Referències

- [AMS+96] Rakesh Agrawal, Heikki Mannila, Ramakrishnan Srikant, Hannu Toivonen and A. Inkery Verkamo. *Advances in Knowledge Discovery and Data Mining*, chapter Fast Discovery of Association Rules, pages 307–328. MIT Press, 1996.
- [Dor70] James Doran. Systems theory, computer simulations and archaeology. *World Archaeology*, 1(3): 289-298, February 1970.
- [DP,95] James Doran and Mike Palmer. *Artificial Societies*, chapter The EOS project: integrating two models of Palaeolithic social change, pages 103-289. UCL Press, 1995.
- [FPSS96] Usama Fayyad, Gregory Piatetsky-Shapiro, and Padhraic Smyth. The KDD process for extracting useful knowledge from volumes of data. *Communications of the ACM*, 39(11):27-34, November 1996.
- [GSJ97] Amarnath Gupta, Simone Santini, and Ramesh Jain. In Search of Information in Visual Media. *Communications of the ACM*, 40(12):35-42, December 1997.
- [Hec96] David Heckerman. *Advances in Knowledge Discovery and Data Mining*, chapter Bayesian Networks for Knowledge Discovery, pages 273–305. MIT Press, 1996.
- [MS89] R. Marcet and E. Santmartí. *Empúries*, 1989.
- [Neg95] Nicholas Negroponte. *Being Digital*. Hodder and Stoughton, 1995.
- [Vil96] Lluís Vila. *On Temporal Representation and Reasoning in Knowledge-Based Systems*, volume 3 of *Monografies del IIIA*. IIIA-CSIC, 1996.
- [WJ95] M. J. Wooldridge and N.R. Jennings. Intelligent Agents: Theory and Practice. *The Knowledge Engineering Review*, 10(2), 1995.