

Association for Information Systems

AIS Electronic Library (AISeL)

MENACIS2021

MENA

11-14-2021

Modèle conceptuel de l'enseignement à distance : une revue de littérature

Selwa Elfirdoussi

Mohamed Lachgar

Hind Kabaili

Follow this and additional works at: <https://aisel.aisnet.org/menacis2021>

This material is brought to you by the MENA at AIS Electronic Library (AISeL). It has been accepted for inclusion in MENACIS2021 by an authorized administrator of AIS Electronic Library (AISeL). For more information, please contact elibrary@aisnet.org.

Modèle conceptuel de l'enseignement à distance : une revue de littérature

Selwa ELFIRDOUSSI¹, Mohamed LACHGAR², Hind KABAILI³

¹EMINES, Mohammed VI Polytechnic University, Ben Guerir 43150, Morocco,

²LTI Laboratory, ENSA, Chouaib Doukkali University, El Jadida 24000, Morocco

³SID Department, ISCAE Group, BP 8114 Casablanca, Morocco,

selwa.elfirdoussi@emines.um6p.ma, Lachgar.m@gmail.com, hkabaili@groupeiscae.ma

Résumé :

L'apprentissage à distance est une alternative apparente aux méthodes traditionnelles de formation dans l'enseignement supérieur. Différentes méthodologies ont été recommandées pour l'apprentissage à distance, allant d'une approche didactique à une procédure d'apprentissage par problèmes. De nombreux modèles conceptuels et méthodes d'évaluation des cours à distance ont été proposés pour fournir une éducation aux étudiants et aux professionnels non accessibles par les méthodes traditionnelles. Les applications d'apprentissage à distance manquent encore de l'appui d'un cadre théorique solide et ne sont évaluées que dans une mesure limitée. Ce papier présente une revue de littérature sur les différents modèles proposés pour un apprentissage à distance efficace en se basant sur des concepts d'intelligence artificielle.

Keyword : e-Learning, Apprentissage en ligne, Distance Learning, Intelligence artificielle, virtualisation de l'apprentissage

Introduction

Les techniques d'apprentissage et d'enseignement modernes dépassent les limites des enseignements conventionnels en classe des écoles et des universités. L'apprentissage en ligne qui est mené via des médias électroniques, en particulier avec l'aide de l'Internet, est considéré aujourd'hui comme un élément clé pour offrir une meilleure expérience d'apprentissage aux individus au-delà de toute limite d'âge et améliorer les compétences pédagogiques des enseignants et des tuteurs. Les systèmes de gestion de l'apprentissage (LMS) sont des exemples d'outils d'apprentissage en ligne populaires. En règle générale, les LMS sont des plates-formes Web qui fournissent des fonctionnalités telles que l'enregistrement des cours, la conception du contenu des cours et le téléchargement de documents, l'inscription des étudiants, les retours, la planification du développement des étudiants et l'analyse des lacunes en matière de compétences (Kellis 2009). L'apprentissage en ligne devient populaire, mais ne doit pas être considéré comme un remplacement de l'apprentissage traditionnel. En termes plus larges, ELearning est la virtualisation de l'apprentissage et de l'enseignement traditionnels via Internet avec des attributs supplémentaires comme une meilleure planification et gestion grâce à l'analyse des données (Khatri, Chouskey, et Singh 2013). L'apprentissage en ligne peut être classé en trois sous-branches (Mehmood et al. 2017), comme illustré à la figure 1, qui sont :

- **Semi-classe :** dans cette forme d'apprentissage, une partie de l'enseignement est en classe et le reste est basé sur un site distant (à domicile).

- **Classe à distance** : dans ce mode d'apprentissage, la classe se trouve sur un site distant autre que le site de l'université. Le tuteur est présent sur le site de l'université et les activités d'enseignement sont facilitées par les médias électroniques utilisant Internet.
- **À tout moment et n'importe où** : Il n'y a pas de salle de classe distante dédiée. L'individu peut accéder à cette conférence n'importe où, indépendamment du temps. L'apprentissage à tout moment et en tout lieu est la forme la plus flexible d'apprentissage en ligne.

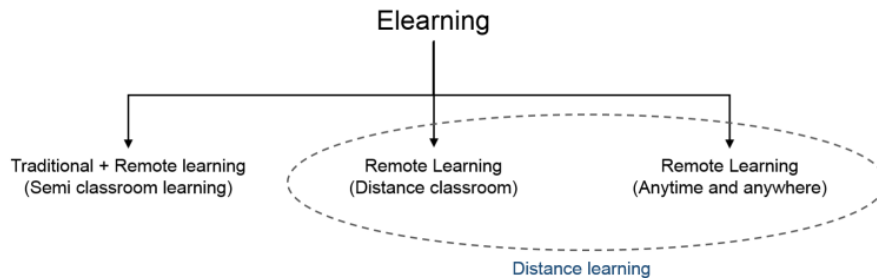


Fig. 1: An eLearning taxonomy (Mehmood et al. 2017)

Les facteurs cognitifs, motivationnels et environnementaux jouent un rôle essentiel dans l'assurance de l'efficacité des systèmes d'apprentissage en ligne (Sorgenfrei et Smolnik 2016). Les facteurs cognitifs décrivent la capacité de prise de décision de l'apprenant qui régule les processus dans un environnement d'apprentissage contrôlé (Winne 1996)-(Danili et Reid 2006). Les facteurs liés à la motivation comprennent l'orientation personnelle vers les objectifs, l'attribution personnelle du succès et l'attitude personnelle envers l'exécution d'une tâche d'apprentissage (Rosli et al. 2016), (Essam et Al-Ammary 2013). Alors que les facteurs cognitifs et liés à la motivation ont reçu une attention croissante dans les recherches récentes, peu d'études ont examiné directement l'influence du contexte environnemental sur l'efficacité de l'apprentissage. Les facteurs environnementaux comprennent la structure et le contenu d'un cours, ainsi que les conditions d'apprentissage qui peuvent modérer l'efficacité de l'enseignement contrôlé par l'apprenant (Cheng et al. 2012),(Park et Lim 2015). Comment piéger tous ces facteurs est un aspect difficile des applications eLearning et cela dépend de la façon dont l'apprenant perçoit les systèmes.

Le marché du eLearning montre un grand potentiel dans le monde entier. Il croît à un rythme lent mais constant (Allen et Seaman 2015). Le taux d'acceptation croissant de la solution d'apprentissage en ligne à la fois par les institutions et les étudiants attire également plus de recherches et de développements par l'industrie (Mehmood et al. 2017).

Modèle conceptuel de l'enseignement à distance

L'enseignement à distance utilise différentes méthodes et technologies qui permettent aux gens de suivre des études de n'importe où. Dans cette perspective, plusieurs modèles de conception pédagogique ont été proposés.

Le **modèle ADDIE** est le processus générique traditionnellement utilisé par les concepteurs pédagogiques et les développeurs de formation. Le nom du modèle est un acronyme pour les 5 étapes (Analysis, Design, Development, Implementation, and Evaluation) représentent une ligne directrice dynamique et flexible pour la création d'outils de formation et d'aide à la performance efficaces. Bien qu'il s'agisse peut-être du modèle de conception le plus courant, le modèle ADDIE

présente un certain nombre de faiblesses qui ont conduit à un certain nombre de retombées ou de variations. La plupart des modèles de conception pédagogique actuels sont des dérivés ou des variantes du modèle ADDIE.

Les auteurs dans (Dick et 1990) ont proposé modèle de conception étape par étape qui consiste en une série d'événements dans lesquels le concepteur établit les objectifs d'apprentissage et crée la stratégie pédagogique pour atteindre les objectifs. Les outils d'évaluation mesurent les objectifs d'apprentissage par rapport aux objectifs pédagogiques. Une boucle de rétroaction sous la forme d'évaluations formatives et sommatives fournit le mécanisme de contrôle pour réviser l'instruction. Dans ce modèle, il y a peu de place pour un enseignement individualisé. La détermination initiale des objectifs stipule que l'apprenant suivra l'ensemble des objectifs établis par l'instructeur / concepteur. Un exemple de ce modèle est l'utilisation des cours enregistrés sur vidéo ou la télévision pédagogique à sens unique. Donc, la capacité de faire des révisions est limitée par la rigidité des médias. En plus, la production vidéo et le montage vidéo sont des efforts coûteux et même des changements mineurs nécessitent une implication importante du personnel et du matériel. Cela nécessite à son tour un contrôle strict du contenu et du développement du cours par l'instructeur. Ainsi, une amélioration communément admise de ce modèle est l'utilisation du prototypage rapide. C'est l'idée de recevoir une rétroaction continue ou formative pendant la création du matériel pédagogique. Ce modèle tente de gagner du temps et de l'argent en détectant les problèmes alors qu'ils sont encore faciles à résoudre.

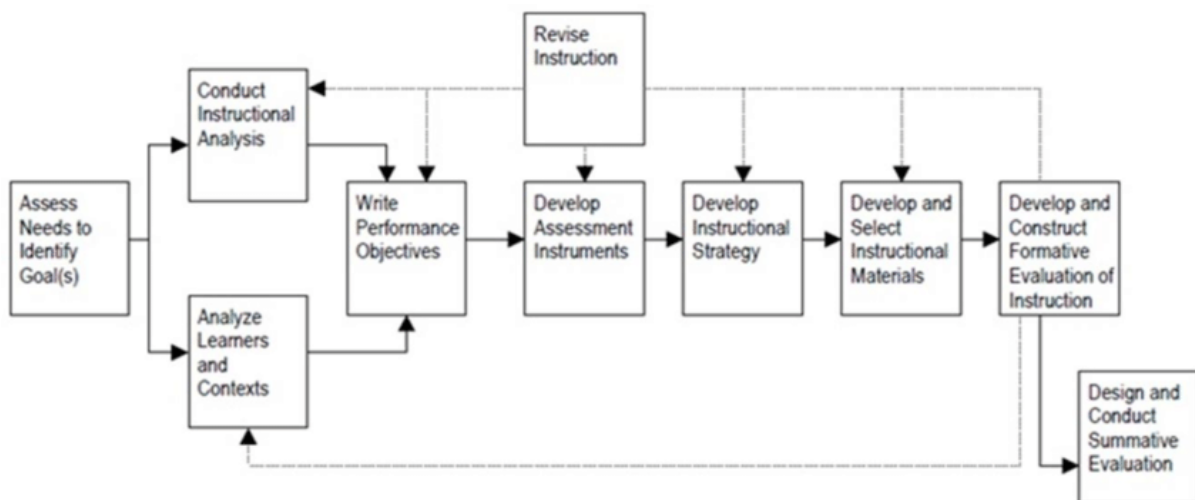


Fig. 2: Walter Dick and Lou Carey design model

Un autre modèle est proposé dans (Kemp, Morrison, et Ross 1994). Ce modèle adopte une approche plus flexible de la conception en identifiant plusieurs phases de développement, sans ordre particulier au sein du système. Ce modèle présuppose l'évaluation continue de chaque étape de conception et de refonte (sous forme d'évaluations formatives) au cours du développement. Les caractéristiques de l'apprenant sont prises en compte et influent sur le choix des objectifs pédagogiques et des stratégies pédagogiques. Bien que ce modèle de conception augmente l'interaction avec les apprenants et individualise l'enseignement en fonction des commentaires des caractéristiques de l'apprenant, son approche reste dans les domaines d'un paradigme objectiviste.

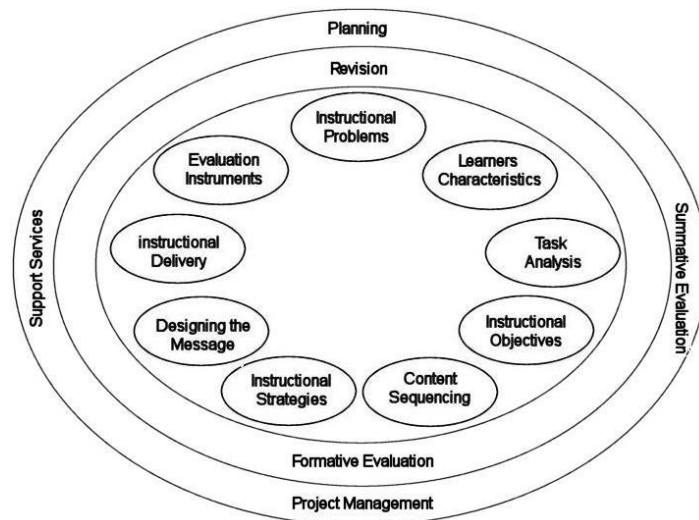


Fig. 3 : Kemp Design Model

La motivation joue un rôle important dans le processus d'apprentissage. La motivation positive améliore la compréhension des sujets chez les étudiants. MENTOR est l'un de ces Framework DTL adaptatifs en ligne basés sur le multimédia (Leontidis, Halatsis, et Grigoriadou 2011). Il retient les émotions positives chez les étudiants en prouvant un environnement d'apprentissage convivial et personnalisé basé sur l'émotion, le sentiment et la personnalité de l'étudiant. Un autre modèle DTL est proposé dans (Passerini et Granger 2000) où les auteurs intègrent à la fois des approches constructivistes et objectivistes de la conception pédagogique. Lors de la création ou de la refonte de cours pour la distribution sur Internet, les développeurs de contenu et de médias, les professeurs et les chercheurs bénéficient de l'identification d'un modèle de développement prenant en compte les principes d'apprentissage et de conception.

Bong et Zhang ont proposé un cadre DTL de Read, Reflect, Display and Do (**R2D2**), en particulier pour l'apprentissage en ligne (Bonk et Zhang 2006). Les apprenants en ligne ont une caractéristique universelle qu'ils ont des préférences d'apprentissage diverses. La première composante de R2D2 propose des méthodes pour aider les apprenants à acquérir des connaissances grâce aux médias Internet. Par exemple, des lectures, des explorations virtuelles, des cours audio en ligne et des podcasts. La deuxième composante du modèle R2D2 utilise les activités réflexives de l'apprenant telles que les blogs en ligne et les quiz d'auto-évaluation. Le troisième composant est basé sur des représentations du contenu d'apprentissage telles que des animations pour présenter visuellement le contenu. Le quatrième et dernier élément met l'accent sur ce que les apprenants peuvent accomplir avec le matériel dans des activités pratiques telles que des cas et des scénarios en temps réel. Un autre modèle R2D2 est exploré dans (Cartner et Hallas 2009). Comme le résultat suggère que le modèle R2D2 n'est pas efficace en termes de méthodes de collecte de données. Cependant, il montre des effets d'apprentissage positifs avec la prononciation du vocabulaire, l'acquisition, la prise de notes et les présentations par les étudiants.



Fig. 4 : R2D2 Model (Image sourced from Bonk's MOOC Instructional Ideas and Technology Tools for Online Success)

Dans l'article (Shen et al. 2002), un cadre est proposé pour aider les étudiants à interagir avec un système automatisé de réponse aux questions. Cela aide l'enseignant à analyser les différents modèles d'apprentissage des élèves. D'autres enseignants peuvent organiser des contenus d'apprentissage en ligne. L'exploration de données est utilisée pour aider les enseignants et les étudiants à personnaliser les services. Un autre cadre DTL proposé dans (Khoja et al. 2008) qui exploite l'exploration de données pour aider les enseignants à gérer les contenus d'apprentissage sur le Web en utilisant l'infrastructure, les besoins et l'expérience disponibles. Le contenu d'apprentissage ultérieur peut être réorganisé en fonction des performances de l'étudiant.

L'enseignement à distance : des modèles basés sur l'intelligence artificielle

L'IA acquise par les méthodes d'apprentissage automatique (ML) et d'apprentissage profond (DL), aujourd'hui appliquée dans presque tous les domaines de notre environnement où nous vivons. L'utilisation de méthodes ML pour l'exploration de données (DM) est assez ancienne dans le domaine DTL. Cependant, leurs implémentations initiales concernaient des applications simples en DTL (Ha, Bae, et Park 2000)-(Wang 2009), comme l'exploration de modèles d'accès Web pour personnaliser les systèmes DTL selon les exigences individuelles et le traitement analytique en ligne (OLAP) des données des étudiants. De plus, dans (Salinas et Stephens 2015), les classificateurs ML sont utilisés pour identifier les facteurs qui influencent la performance des étudiants en DL. Cela aide à mettre à niveau les systèmes DTL pour de meilleurs résultats d'apprentissage. L'un des principaux problèmes des cours DTL est le **taux d'abandon** plus élevé des étudiants par rapport à l'apprentissage en classe traditionnel, qui utilise divers classificateurs tels que Naive Bayesian (NB), k-Nearest Neighbor (KNN), Decision Tree (DT), Support Vector Machines (SVM) et Réseau de neurones artificiels (ANN) (Santana et al. 2015). Les littératures ci-dessus sont purement basées sur la fourniture de fonctionnalités d'exploration de données basées sur les dossiers historiques des étudiants.

Cependant, les exigences des systèmes DTL modernes vont bien au-delà de l'exploration de données. L'un des problèmes rencontrés dans les systèmes DTL antérieurs est l'absence de guide automatique qui peut demander aux enseignants de signaler les problèmes et les solutions possibles.

Il est connu que partout dans le monde, les étudiants rencontrent des difficultés dans l'apprentissage des concepts mathématiques et ont du mal à les utiliser pour résoudre des problèmes. L'un de ces systèmes qui résout ce problème en utilisant la puissance de l'IA est ARTIMAT (Nabiyev et al. 2013). Il est basé sur l'idée d'améliorer les capacités de résolution de problèmes mathématiques des élèves. Plus loin dans (Karal et al. 2014), ARTIMAT est évalué et les résultats suggèrent qu'il facilite la procédure de résolution de problèmes mathématiques pour les étudiants et la compréhension des concepts mathématiques parmi les étudiants. Les systèmes DTL actuels sont bien plus performants, conviviaux et automatisables. Nous pensons que l'intégration de nouvelles technologies telles que l'IoT et l'IA peut être utile pour les systèmes DTL (Mehmood et al. 2017).

Conclusion

L'apprentissage à distance est une alternative apparente aux méthodes traditionnelles de l'enseignement supérieur. L'apprentissage à distance non interactif, les cours interactifs et les environnements d'apprentissage virtuels existent en tant que trois générations différentes d'apprentissage à distance, chacune avec des méthodologies, des forces et un potentiel unique. Différentes méthodologies ont été recommandées pour l'apprentissage à distance, allant d'une approche didactique à une procédure d'apprentissage par problèmes. L'accréditation, le travail d'équipe et le contact personnel entre les tuteurs et les étudiants lors d'un cours dispensé par l'enseignement à distance sont recommandés comme facteurs de motivation afin d'améliorer l'efficacité de l'apprentissage. De nombreuses méthodes d'évaluation des cours à distance ont été proposées. Cependant, peu d'études rapportent des tests adéquats pour l'efficacité de l'environnement d'apprentissage à distance. Les informations disponibles indiquent que l'apprentissage à distance peut réduire considérablement le coût de l'éducation sanitaire universitaire à tous les niveaux. De plus, ces cours peuvent fournir une éducation aux étudiants et aux professionnels non accessibles par les méthodes traditionnelles. Les applications d'apprentissage à distance manquent encore de l'appui d'un cadre théorique solide et ne sont évaluées que dans une mesure limitée. Les cas rapportés jusqu'à présent ont tendance à présenter des résultats enthousiastes, tandis que des études plus soigneusement contrôlées suggèrent une attitude prudente envers l'apprentissage à distance. Il existe un besoin vital de données de recherche pour identifier les facteurs d'importance et les variables impliquées dans l'apprentissage à distance. L'efficacité des cours à distance, en particulier par rapport aux méthodes d'enseignement traditionnelles, doit donc être étudiée plus avant.

Références :

Allen, I. Elaine, et Jeff Seaman. 2015. *Grade Level: Tracking Online Education in the United States*. ERIC.

Bonk, Curtis J., et Ke Zhang. 2006. « Introducing the R2D2 model: Online learning for the diverse learners of this world ». *Distance Education* 27(2):249-64.

Cartner, Helen, et Julia Hallas. 2009. « Exploring the R2D2 model for online learning activities to teach academic language skills ». *Proceedings ascilite Auckland* 110-15.

- Cheng, Bo, Minhong Wang, Jürgen Moormann, Bolanle A. Olaniran, et Nian-Shing Chen. 2012. « The effects of organizational learning environment factors on e-learning acceptance ». *Computers & Education* 58(3):885-99.
- Danili, Eleni, et Norman Reid. 2006. « Cognitive factors that can potentially affect pupils' test performance ». *Chemistry Education Research and Practice* 7(2):64-83.
- Dick, W. s. d. L., Carey. 1990. *The systematic design of instruction*. New York: Harper Collins.
- Essam, Sara, et Jafalah Al-Ammary. 2013. « The impact of motivation and social interaction on the e-learning at Arab Open University, Kingdom of Bahrain ». *Creative Education* 4(10):21.
- Ha, Sung Ho, Sung Min Bae, et Sang Chan Park. 2000. « Web mining for distance education ». P. 715-19 in *Proceedings of the 2000 IEEE International Conference on Management of Innovation and Technology. ICMIT 2000. 'Management in the 21st Century' (Cat. No. 00EX457)*. Vol. 2. IEEE.
- Karal, Hasan, Vasif Nabiyev, Ali Kürşat Erümit, Selahattin Arslan, et Ayça Çebi. 2014. « Students' opinions on artificial intelligence based distance education system (Artimat) ». *Procedia-Social and Behavioral Sciences* 136:549-53.
- Kellis, Ryan. 2009. « A Field Guide to Learning Management Systems ». in *American Society For*.
- Kemp, J. E., G. R. Morrison, et S. V. Ross. 1994. « Design effective instruction ». *New York: Macmillan*.
- Khatri, Bhavna, Pradeep Chouskey, et Manmohan Singh. 2013. « Comparative analysis study of E-learning and traditional learning in technical institution ». P. 770-73 in *2013 International Conference on Communication Systems and Network Technologies*. IEEE.
- Khoja, Shakeel A., Faisal Sana, Abid Karim, et Arif Ali Rehman. 2008. « Implementing constructivist pedagogical model in dynamic distance learning framework ». P. 191-201 in *International Multi Topic Conference*. Springer.
- Leontidis, Makis, Constantin Halatsis, et Maria Grigoriadou. 2011. « Using an affective multimedia learning framework for distance learning to motivate the learner effectively ». *International Journal of Learning Technology* 6(3):223-50.
- Mehmood, Rashid, Furqan Alam, Nasser N. Albogami, Iyad Katib, Aiiad Albeshri, et Saleh M. Altowaijri. 2017. « UTiLearn: a personalised ubiquitous teaching and learning system for smart societies ». *IEEE Access* 5:2615-35.
- Nabiyev, Vasif, Hasan Karal, Selahattin Arslan, Ali Kürsat ERUMIT, et CEBI Ayça. 2013. « An artificial intelligence-based distance education system: Artimat ». *Turkish Online Journal of Distance Education* 14(2):81-98.
- Park, Youngran, et Keol Lim. 2015. « Effects of Environmental and Human Constructs on e-learning Effectiveness in Online University Settings ». *Indian Journal of Science and Technology* 8:103.
- Passerini, Katia, et Mary J. Granger. 2000. « A Developmental Model for Distance Learning Using the Internet ». *Computers & Education* 34(1):1-15. doi: 10.1016/S0360-1315(99)00024-X.
- Rosli, Mohd Shafie, Nor Shela Saleh, Baharuddin Aris, Maizah Hura Ahmad, Abbas Abjoli Sejzi, et Nur Amalina Shamsudin. 2016. « E-Learning and Social Media Motivation Factor Model. » *International Education Studies* 9(1):20-30.
- Salinas, José Gerardo Moreno, et Christopher R. Stephens. 2015. « Applying data mining techniques to identify success factors in students enrolled in distance learning: a case study ». P. 208-19 in *Mexican International Conference on Artificial Intelligence*. Springer.

- Santana, Marcelo A., Evandro de Barros Costa, Balduino Fonseca dos Santos Neto, Italo Carlo Lopes Silva, et Joilson BA Rego. 2015. « A predictive model for identifying students with dropout profiles in online courses. » in *EDM (Workshops)*.
- Shen, Ruimin, Peng Han, Fan Yang, Qiang Yang, et Joshua Zhexue Huang. 2002. « An open framework for smart and personalized distance learning ». P. 19-30 in *International Conference on Web-Based Learning*. Springer.
- Sorgenfrei, Christian, et Stefan Smolnik. 2016. « The effectiveness of e-learning systems: A review of the empirical literature on learner control ». *Decision Sciences Journal of Innovative Education* 14(2):154-84.
- Wang, Lan. 2009. « Data mining in individuality long-distance education system applied research ». P. 99-103 in *2009 Second International Symposium on Information Science and Engineering*. IEEE.
- Winne, Philip H. 1996. « A metacognitive view of individual differences in self-regulated learning ». *Learning and individual differences* 8(4):327-53.