

ĐẠI HỌC QUỐC GIA THÀNH PHỐ HỒ CHÍ MINH TRƯỜNG ĐẠI HỌC CÔNG NGHỆ THÔNG TIN

KHOA KHOA HỌC & KỸ THUẬT THÔNG TIN

Intelligent Learning System based on Personalized Recommendation Technology

SVTH: Team 10

- Phạm Đức Thể
- Trần Thành Luân

GVHD:

- Ths. Nguyễn Văn Kiệt
- CN. Huỳnh Văn Tín

NỘI DUNG

Giới thiệu

Cơ sở lý thuyết

Thiết kế hệ thống

- Phân tích & Thiết kế chiến lược khuyến nghị
- 5 Kết quả thực nghiệm
- 6 Kết luận



GIỚI THIỆU



- Trong môi trường e-learning, tài nguyên giảng dạy đóng một vai trò quan trọng trong giáo dục. Với sự mở rộng nhanh chóng của các nguồn thông tin và tài nguyên giảng dạy dẫn đến:
 - Quá tải thông tin
 - Mất tài nguyên
 - Các vấn đề khác lần lượt xuất hiện.
- Hệ thống tài nguyên giảng dạy trực tuyến (network teaching resources system) hiện thời không thể đáp ứng nhu cầu cá nhân hóa của user.



GIỚI THIỆU



- Mô hình sở thích của user (A user interest model) được đề xuất bằng cách kết hợp theo dõi user công khai và ngầm định.
- Một thuật toán mới kết hợp các phương pháp khuyến nghị dựa trên nội dung (content-based) và dựa trên lọc cộng tác (collaborative filteringbased) được đề xuất để khuyến nghị tài nguyên cho user một cách các nhân hóa.



CƠ SỞ LÝ THUYẾT

* Khuyến nghị về tài nguyên giảng dạy được cá nhân hóa

- Cá nhân hoá việc học tập (personalized learning) là việc thực hiện các hoạt động giáo dục theo những đặc điểm cá nhân của học sinh.
- Đơn giản hóa việc truy xuất thông tin mong muốn.
- Thúc đẩy user truy xuất thông tin.



CƠ SỞ LÝ THUYẾT

❖ Hồ sơ sở thích của user (User interest profile)

- Thu hút sự quan tâm của user (Obtaining user's interest)
 - Theo dõi công khai đề cập đến việc user điền vào biểu mẫu bằng cách nhập thông tin cá nhân hoặc trả lời các câu hỏi do hệ thống đưa ra.
 - Theo dõi ngầm không yêu cầu user cung cấp thông tin. Tất cả việc theo dõi được thực hiện tự động bởi hệ thống.



CƠ SỞ LÝ THUYẾT

❖ Hồ sơ sở thích của user (User interest profile)

- Trình bày hồ sơ sở thích của user (Representation of user interest profile):
 - Biểu diễn dựa trên mô hình không gian vectơ (Representation based on vector space model).

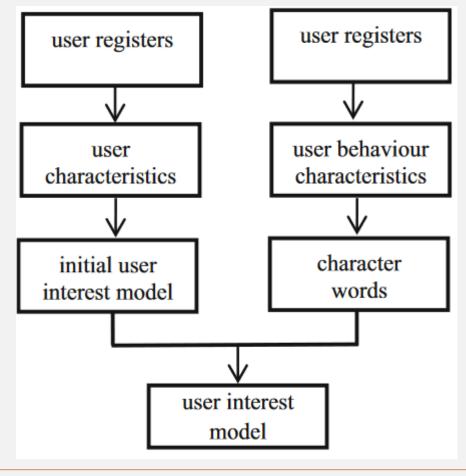
$$\{(k_1,w_1), (k_2, w_2), \dots (k_n, w_n)\}$$

• Biểu diễn dựa trên ma trận đánh giá (Representation based on evaluation matrix)
$$R(m,n) = \begin{bmatrix} R_{1,1} & R_{1,2} & \dots & R_{1,n} \\ R_{2,1} & R_{2,1} & \dots & R_{1,n} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ R_{m,1} & R_{m,2} & \dots & R_{m,n} \end{bmatrix}$$



3 THIẾT KẾ HỆ THỐNG

Xây dựng mô hình sở thích của user



3 THIẾT KẾ HỆ THỐNG

Thuật toán khuyến nghị được cá nhân hóa

Đầu vào ma trận đánh giá user–resource

$$R(m,n) = \begin{bmatrix} R_{1,1} & R_{1,2} & \cdots & R_{1,n} \\ R_{2,1} & R_{2,2} & \cdots & R_{2,n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ R_{m,1} & R_{m,2} & \cdots & R_{m,n} \end{bmatrix}$$

Tính toán các lân cận gần nhất

$$Sim(i,j) = \frac{\sum_{u \in I_{ij}} (R_{u,i} - \bar{R}_i)(R_{u,j} - \bar{R}_j)}{\sqrt{\sum_{u \in I_{ij}} (R_{u,i} - \bar{R}_i)^2} \sqrt{\sum_{u \in I_{ij}} (R_{u,j} - \bar{R}_j)^2}}$$

Đưa ra khuyến nghị

• Đưa ra khuyên nghị
$$P_{u,j} = \frac{\sum_{j=1}^k Sim(i,j) \times R_{u,j}}{\sum_{j=1}^k Sim(i,j)}$$



- Phương pháp xây dựng mô hình sở thích hiện tại của user
- Phương pháp xây dựng mô hình sở thích tiềm năng của user
- Phương pháp xây dựng mô hình sở thích kết hợp của user



Phương pháp xây dựng mô hình sở thích hiện tại của user

- Existing User Interest Model (EUIM).
- Vecto hóa văn bản của tập tài nguyên giáo dục đã cho $D=\{d_1,d_2,\dots,d_i,\dots,d_n\}.$
- Từ khóa tài nguyên $f = \{f_1, f_2, \dots f_i \dots f_k\}$.
- $d_i = (w_{i1}, w_{i2}, \ldots, w_{ij}, \ldots, w_{ik})$, w_{ij} là trọng số của từ khóa f_j trong tài nguyên của d_i . Trong trường hợp $w_{ij} = 0$, f_j không tồn tại trong tài nguyên d_i .



Phương pháp xây dựng mô hình sở thích hiện tại của user

Công thức toán học của ma trận trọng số tài nguyên như sau:

$$DM = \begin{bmatrix} w_{11} & w_{12} & \cdots & w_{1k} \\ w_{21} & w_{22} & \cdots & w_{2k} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ w_{n1} & w_{n2} & \cdots & w_{nk} \end{bmatrix} \quad \begin{array}{c} \bullet \quad \text{Các phương pháp phổ biểo của biểu thức trọng số là:} \\ \bullet \quad \text{Biểu diễn tần suất.} \\ \bullet \quad \text{Biểu diễn TF-IDF.} \\ \bullet \quad \text{Biểu diễn Boolean.} \end{array}$$

- Các phương pháp phổ biến



Phương pháp xây dựng mô hình sở thích tiềm năng của user

- Potential User Interest Model (PUIM)
- Khác với mô hình sở thích hiện tại của user. Nó không thể được truy xuất thông qua các bình luận hoặc lịch sử của user.
- Một phương pháp lọc cộng tác được đề xuất để khuyến nghị sở thích của các nhóm user tương tự cho user mục tiêu.



❖ Phương pháp xây dựng mô hình sở thích tiềm năng của user

- Trong thuật toán lọc cộng tác, những user duyệt qua các tài nguyên khác nhau khó có thể được phân loại là những user tương tự.
- Bài báo này sử dụng một phương pháp tính toán mức độ hình thức kết hợp hành vi và nội dung.
- Sự giống nhau của user (user similarity) được mở rộng thành hai phần:
 - Score similarity (sim(grade(u, v))).
 - Content similarity (sim(content(u, v))).



Phương pháp xây dựng mô hình sở thích tiềm năng của user

- Giả sử:
 - Resources rating set for user *u*:

$$D_{u} = \{d_{u1}, d_{u2}, \dots, d_{ui}, \dots d_{um}\}$$

$$EM_{u} = \{w1_{u1}, w1_{u2}, \dots, w1_{uj}, w1_{uk}\}$$

• Resources rating set for user *v*:

$$D_{v} = \{d_{v1}, d_{v2}, \dots, d_{vi}, \dots d_{vm}\}$$

$$EM_{v} = \{w1_{v1}, w1_{v2}, \dots, w1_{vj}, w1_{vk}\}$$



Phương pháp xây dựng mô hình sở thích tiềm năng của user

Score similarity của user u và v như sau:

$$sim_{grade}(u,v) = \frac{\sum_{i \in D_u \cap D_v} \frac{1}{log(1+|U(i)|)}}{\sqrt{|D_u||D_v|}} \quad \begin{array}{l} \textit{U(i) là tập user} \\ \text{đã nhận xét về tài nguyên } \textit{d}_i. \end{array}$$

U(i) là tập user tài nguyên d_i .

Content similarity của user u và v như sau:

$$sim_{content}(u, v) = \frac{EM_u \cdot EM_v}{|EM_u| \cdot |EM_v|}$$



Phương pháp xây dựng mô hình sở thích tiềm năng của user

• Công thức kết hợp của bài báo này được trình bày như sau:

$$sim(u,v) = \beta sim_{grade}(u,v) + (1-\beta)sim_{content}(u,v)$$

- Hệ số β là trọng số được xác định bằng thực nghiệm, là tham số phần trăm tương tự (similarity percentage parameter).
- Khi $\beta = 0$, phép tính độ tương tự chỉ xem xét dữ liệu content feature.
- Khi $\beta = 1$, phép tính độ tương tự chỉ xem xét dữ liệu score feature.



Phương pháp xây dựng mô hình sở thích tiềm năng của user

- Có được sự tương đồng giữa user mục tiêu và tất cả những user khác, và h user tương tự nhất được chọn làm nhóm user tương tự.
- Nhóm user tương tự được khuyến nghị cho user mục tiêu bằng cách lọc cộng tác. Có được mô hình sở thích tiềm năng của user mục tiêu.



Phương pháp xây dựng mô hình sở thích tiềm năng của user

- Đặt nhóm user tương tự của user u là $U_u = \{v_1, v_2, \dots, v_i, \dots, v_k\}$, sự tương đồng giữa user u và bất kỳ user v_i nào là $sim(u, v_i)$. Mô hình sở thích hiện tại của user v_i là $EM_{vi} = \{w1_{vi1}, w1_{vi2}, \dots w1_{vij}, \dots w1_{vik}\}.$
- Tính trọng số của feature term f_i của mô hình sở thích tiềm năng của user bằng công thức sau:

$$w2_{uj} = \sum_{v_i \in U_u} \frac{sim(u, v_i)}{\sum_{v_i \in U_u} sim(u, v_i)} \cdot w1_{v_i j}$$



- Phương pháp xây dựng mô hình sở thích kết hợp của user
 - Fusion User Interest Model (FUIM)
 - Trọng số của các feature word của hai mô hình được hợp nhất và có thể thu được sở thích kết hợp của user mục tiêu.
 - Tính toán sự tương đồng giữa vectơ trọng số của các main feature word của candidate educational resource và FUIM.
 - So sánh kết quả tính được với ngưỡng đã đặt để thu được các kết quả khuyến nghị cuối cùng.



Phương pháp xây dựng mô hình sở thích kết hợp của user

• Đặt EUIM của user u: $EM_u = \{w1_{u1}, w1_{u2}, ..., w1_{ui}, ..., w1_{uk}\}$, đặt PUIM của user u: $PM_u = \{w2_{u1}, w2_{u2}, \dots w2_{ui}, \dots w2_{uk}\}$, đặt FUIM của user u: $FM_u = \{w3_{u1}, w3_{u2}, \dots w3_{ui}, \dots w3_{uk}\}$, candidate resource $d = \{wd_1, wd_2, \dots wd_i, \dots wd_m\}.$

$$w3_{uj} = max(w1_{uj}, w2_{uj})$$

 Trong công thức trên, hàm max đại diện cho việc lựa chọn một giá trị lớn của $w1_{ui}$ và $w2_{ui}$ được khuyến nghị cho user.

- ❖ Dữ liệu thực nghiệm
- ❖ Độ đo đánh giá hệ thống
- ❖ Kết quả & Phân tích thực nghiệm



❖ Dữ liệu thực nghiệm

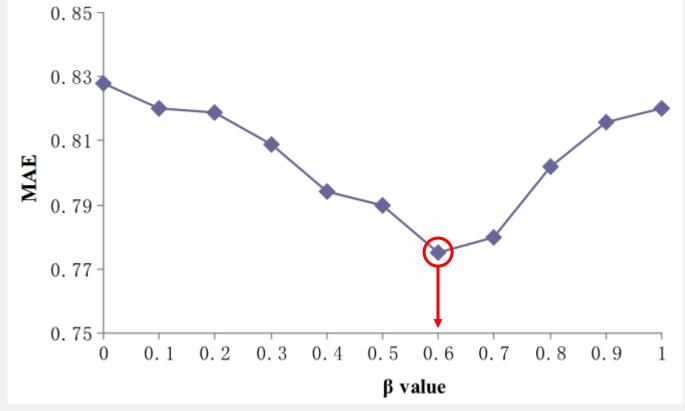
- Dữ liệu sử dụng trong thực nghiệm này được cung cấp bởi nền tảng học tập trên web (http://evaluate.guoshi.com/publishg/).
- Tác giả sử dụng log file được cập nhật hàng tháng.
- Số lượng học giả là 540, số lượng dữ liệu trực tuyến 2780 và gần 160,000 record.
- 80% dữ liệu được lấy làm tập dữ liệu training và dữ liệu tương ứng còn lại làm tập dữ liệu testing.



❖ Độ đo đánh giá hệ thống

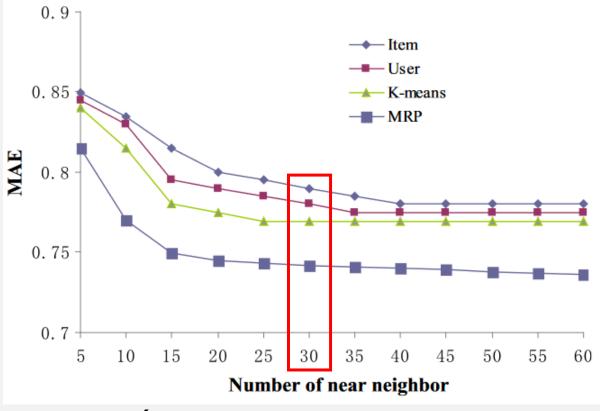
- Recall
- Precision
- F measure
- Mean Absolute Error (MAE)

* Kết quả & Phân tích thực nghiệm



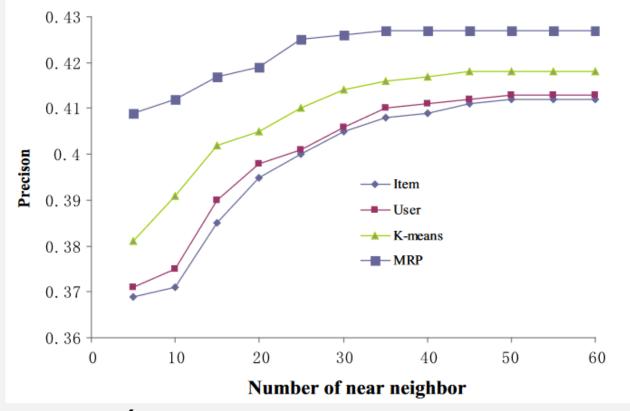
Kết quả thực nghiệm tham số β

* Kết quả & Phân tích thực nghiệm



Kết quả thực nghiệm MAE

* Kết quả & Phân tích thực nghiệm



Kết quả thực nghiệm Precision

❖ Kết luận

- Tác giả đã nghiên cứu một công nghệ khuyến nghị được cá nhân hóa phổ biến và giới thiệu nguyên tắc, quy trình và chiến lược của phương pháp một cách chi tiết.
- Mô hình khuyến nghị kết hợp các phương pháp khuyến nghị dựa trên nội dung (content-based) và dựa trên lọc cộng tác (collaborative filtering-based) được đề xuất đã giải quyết được vấn đề khuyến nghị tài nguyên học tập cho user một cách các nhân hóa.
- > Thuật toán khuyến nghị đã cải thiện ở khía cạnh cold start.

Khó khăn

- Các vấn đề mới của dự án vẫn chưa được giải quyết
 - Hạn chế về thời gian, điều kiện.
 - Chỉ có thể được khuyến nghị cho user thông qua các tài nguyên mới nhất với mức độ cá nhân hóa thấp.
- > Cần nghiên cứu thêm trong tương lai.



QUESTION & ANSWER

