Improve the Performance of Advice Systems Based on Cooperative Liquidation Using Trust Relationships

EEva Diab Hriekes

*Informatics Engineering Faculty - Albaath
University - Syria*

evahriekes@gmail.com

Yosser AlSayed Souleiman AlAtassi

*Informatics Engineering Faculty –
Albaath University - Syria*

yalatasi@gmail.com

ARTICLE INFO

Submission date: 1/11/2018

Acceptance date: 14 /11/201

Publication date: 20/2/2019

Abstract

Recommender systems are one of the recent inventions to deal with information overload problem and provide users with personalized recommendations that may be of their interests. Collaborative filtering is the most popular and widely used technique to build recommender systems and has been successfully employed in many applications. However, collaborative filtering suffers from several inherent issues that affect the recommendation accuracy such as: data sparsity and cold start problems caused by the lack of user ratings, so the recommendation results are often unsatisfactory. To address these problems, we propose a recommendation method called “MFGLT” that enhance the recommendation accuracy of collaborative filtering method using trust-based social networks by leveraging different user's situations (as a trustor and as a trustee) in these networks to model user preferences. Specifically, we propose model-based method that uses matrix factorization technique and exploit both local social context represented by modeling explicit user interactions and implicit user interactions with other users, and also the global social context represented by the user reputation in the whole social network for making recommendations. Experimental results based on real-world dataset demonstrate that our approach gives better performance than the other trust-aware recommendation approaches, in terms of prediction accuracy.

Keywords: Collaborative Filtering, Recommender Systems, Social Recommender Systems, Trust.

تحسين أداء النظم الناصحة المعتمدة على التصفية التعاونية باستخدام علاقات الثقة

ايفا دياب حريقص

يسر السيد سليمان الأتاسي

كلية الهندسة المعلوماتية - جامعة البعث - سوريا

كلية الهندسة المعلوماتية - جامعة البعث - سوريا

evahriekes@gmail.com

yalatasi@gmail.com

الخلاصة

إن النظم الناصحة هي أحد الابتكارات الحديثة للتعامل مع مشكلة الحمل الزائد للمعلومات وتزويد المستخدمين بتوصيات ذات طابع شخصي والتي من المحتمل أن تكون من اهتماماتهم. التصفية التعاونية هي التقنية الأكثر شيوعاً واستخداماً على نطاق واسع لبناء النظم الناصحة وقد تم توظيفها بنجاح في عدة تطبيقات، إلا أنها تعاني من عدة قضايا موروثة والتي تؤثر على دقة التوصيات مثل مشاكل بعثرة المعطيات والإقلاع البارد الناجمة عن نقص تقييمات المستخدمين، لذا تكون نتائج التوصية غير مرضية غالباً. لمعالجة هذه المشاكل، نقترح طريقة توصية تدعى "MFGLT" والتي تحسن دقة التوصيات لطريقة التصفية التعاونية باستخدام الشبكة الاجتماعية المعتمدة على الثقة من خلال الاستفادة من حالات المستخدم المختلفة (كوائف وكموثوق به) في هذه الشبكات لنمذجة تفضيلات المستخدمين. على وجه التحديد، نقترح طريقة معتمدة على النموذج تستخدم تقنية تحليل المصفوفات إلى عوامل وتستغل كل من السياق الاجتماعي المحلي المتمثل بنمذجة التفاعلات الصريحة والتفاعلات الضمنية للمستخدم مع المستخدمين الآخرين وكذلك السياق الاجتماعي العام المتمثل بسمعة المستخدم في الشبكة الاجتماعية ككل من أجل تقديم التوصيات. تبين النتائج التجريبية على مجموعة معطيات حقيقية، أن طريقتنا المقترحة تحقق أداء أفضل من الطرق الأخرى المعتمدة على الثقة من حيث الدقة التنبؤية.

الكلمات الدالة: التصفية التعاونية، النظم الناصحة، النظم الناصحة الاجتماعية، الثقة

1. مقدمة

مع الكمية المتزايدة بسرعة من المعلومات المتاحة على الإنترنت، ومع تطور تطبيقات الويب 2.0 التي غيرت بشكل كبير أنماط أنشطة المستخدمين من البحث والتصفح إلى التفاعل والمشاركة [1]، فإن الخيارات المتاحة أمام المستخدمين تنمو بشكل كبير، وهذا ما يعرف بمشكلة الحمل الزائد للمعلومات، لذلك يصبح من الضروري أن يكون لدينا أدوات لمساعدة المستخدمين في اختيار الجزء ذي الصلة من المعلومات. لتلبية هذه الحاجة، ظهرت النظم الناصحة، والتي هي تقنيات وأدوات برمجية تزود باقتراحات وتوصيات ذات طابع شخصي من أجل العناصر لتكون ذات فائدة للمستخدم [2].

على الرغم من أنه تم اقتراح عدة أنواع من الطرق لبناء النظم الناصحة، فإن طريقة التصفية التعاونية [2] هي إحدى التقنيات الأكثر استخداماً والتي تم اعتمادها على نطاق واسع لتوليد التوصيات، إلا أنها بعيدة عن أن تكون مثالية من حيث الأداء التنبؤي، حيث تعاني من عدة قضايا متأصلة من أهمها بعثرة المعطيات والإقلاع البارد التي تؤثر على دقة النظام الناصح [2]. لحل هذه القضايا ونمذجة تفضيلات المستخدمين بشكل أكثر دقة، يمكن دمج معلومات إضافية إلى طريقة التصفية التعاونية للتعويض عن معلومات التقييم الغير كافية مثل معلومات الشبكات الاجتماعية بما في ذلك علاقات الصداقة، العضوية، والثقة. إن علاقة الثقة هي أحد الأنواع الأكثر أهمية من

العلاقات الاجتماعية، نظراً لارتباطها القوي والإيجابي مع التشابه بين المستخدمين، وقد أظهرت العديد من الدراسات الفعالية الكبيرة لها في تحسين الدقة التنبؤية بالنسبة لتقنيات التوصية التقليدية.

في الآونة الأخيرة، حصلت طرق التصنيفية التعاونية المعتمدة على النموذج، لاسيما نماذج تحليل المصفوفات إلى عوامل (Matrix Factorization) على اهتمام كبير من قبل الباحثين نظراً لأدائها المتفوق خاصة على مجموعات المعطيات الكبيرة [3]. لقد تم أيضاً اقتراح العديد من النظم الناصحة المعتمدة على الثقة والتي تستخدم هذه النماذج لإصلاح مشاكل بعثرة المعطيات والإقلاع البارد، عن طريق دمج تأثير الثقة الاجتماعية باستراتيجيات مختلفة، إلا أن معظم الأعمال السابقة المقترحة في هذا المجال تقشل في نمذجة التأثير المتبادل بين المستخدمين بشكل منهجي، إذ لا يمكنها نمذجة كيفية ومدى تأثير تفضيلات المستخدم بتفضيلات الموثوقين من قبله وفي نفس الوقت كيفية ومدى تأثير نفس المستخدم بالوثائق به، حيث تفضيلات المستخدمين كواثيق وتفضيلاتهم كموثوقين يمكن أن تكون متميزة عن بعضها البعض [4]. مثلاً، بالنسبة لمتخصص بالأزياء والذي يريد فقط أن يتعلم البرمجة، من المحتمل أكثر أن يثق بالكثير من المبرمجين في حين أنه يكون موثوق من قبل العديد من المهتمين بالأزياء والموضة. لذلك، عند التنبؤ بتفضيلات المستخدم بالنسبة لعنصر، من المنطقي أكثر أن نأخذ بعين الاعتبار كل من التفضيلات الخاصة بالوثائق والتفضيلات الخاصة بالموثوق في نفس الوقت. بالمقابل، تتمذج الطرق في الدراسات السابقة المستخدمين باستخدام حالة واحدة فقط [5]، [6]، [7]، [8]، أو تأخذ الحالتين للمستخدم بعين الاعتبار لكن بشكل منفصل [4]. أي أنه لا يوجد أي تمييز بين الحالات المختلفة للمستخدم (كواثيق وموثوق به) في عملية توليد التقييم.

علاوة على ذلك، تعتمد معظم الطرق الموجودة على روابط الثقة الصريحة بين المستخدمين، والتي على أساسها يُظهر المستخدمون تفضيلاتهم كواثيق أو كمثوقين، إلا أن المستخدمين قد لا يتفاعلون صراحةً مع الآخرين إنما بشكل ضمني. مثلاً، على فرض أن اثنين من المستخدمين مهتمين جداً بالبرمجة ويتقنون بالكثير من المبرمجين المشتركين في حين أنهم غير مرتبطين اجتماعياً، يمكن القول أن بينهما ارتباطاً ضمناً من حيث التفضيلات الخاصة بالوثائق. نلاحظ أن معظم الطرق الموجودة في الدراسات السابقة فعالة في نمذجة العلاقات الصريحة، إلا أنها لا تأخذ بعين الاعتبار اكتشاف ونمذجة التفاعلات الضمنية بين اثنين من المستخدمين اللذين قد يكونان متشابهين لكن غير مرتبطين في شبكة الثقة.

بالإضافة لذلك، يمكن رؤية العلاقات الاجتماعية بين المستخدمين من وجهة نظر محلية ووجهة نظر عامة [9]، الأولى تكشف العلاقات بين المستخدم وجيرانه بينما تكشف الثانية سمعة المستخدم في الشبكة الاجتماعية ككل. من المرجح أن يطلب المستخدمون في العالم الحقيقي اقتراحات من أصدقائهم المحليين لكن قد يميلون أيضاً إلى التماس اقتراحات من المستخدمين الذين لهم سمعة عامة عالية، مما يشير إلى أن كل من وجهات النظر العامة والمحلية للعلاقات الاجتماعية يمكن استغلالها لتحسين أداء النظم الناصحة. على الرغم من أن وجهة النظر العامة يتم استغلالها على نطاق واسع من قبل عدة تطبيقات على الانترنت مثل تعريف المدونين المؤثرين [10]، ترتيب المحتوى على الانترنت [11]، والتنبؤ بجدارة الثقة للمستخدمين [9]، إلا أن هناك القليل من الأعمال التي تستغل السياق الاجتماعي العام من أجل التوصيات.

انطلاقاً مما سبق، نقترح في هذا البحث طريقة توصية معتمدة على النموذج تدعى "MFGLT" (Matrix Factorization with Global Local Trust) والتي تستغل كل من السياق الاجتماعي العام والمحلي لعلاقات الثقة في نفس الوقت من أجل التوصيات. يقدم هذا العمل استراتيجية جديدة لصهر معطيات التقييم ومعطيات الثقة

عن طريق الاستكشاف الكافي لكيفية توليد التقييمات المعروفة في ظل تأثير سلوكيات الثقة للمستخدمين والتي هي متشابكة عبر شبكة الثقة الخاصة بهم، بدلاً من مجرد تركيب نوعين من المعطيات ببساطة كما تفعل معظم الدراسات السابقة، وذلك للتعبير عن التأثير المتبادل للمستخدمين على آراء بعضهم بشكل منطقي أكثر. تستخدم الطريقة المقترحة تقنية تحليل المصفوفات لنمذجة تفضيلات المستخدمين بالنسبة للتوصيات المعتمدة على الثقة، ويتم تعلم تفضيلات الحالتين المختلفتين للمستخدمين عن طريق نمذجة التفاعلات الصريحة والضمنية بينهم. على وجه التحديد، يتم تخمين التفضيلات الخاصة بالوثائق والتفضيلات الخاصة بالموثوقين بحيث تلائم التقييمات الصريحة وعلاقات الثقة الصريحة بشكل متميز عن الطرق الموجودة والتي تقيس ارتباط اثنين من المستخدمين استناداً إلى الروابط الوحيدة بينهما فقط، كما أنه يتم الاستفادة من بنية الروابط المحلية لشبكة الثقة لتقييم الارتباطات بين الوثائق / الموثوقين، حيث يتم استغلال بنية هذه الروابط كحدود تنظيمية لنمذجة التفاعل الضمني للمستخدم مع المستخدمين الآخرين من حيث التفضيلات الخاصة بالوثائق والتفضيلات الخاصة بالموثوقين. تبين التجارب التي تم إجراؤها على مجموعة معطيات حقيقية فعالية طريقتنا من حيث الدقة التنبؤية، وتؤكد النتائج أن طريقتنا تحقق أداء توصية واعد لاسيما أنها فعالة بالنسبة للمستخدمين ذوي الإقلاع البارد ويمكنها الاستفادة من معطيات الثقة المبعثرة بشكل أكثر فعالية مقارنةً مع نظرائها الآخرين.

2. دراسات ذات صلة

إن دمج علاقات الثقة مع طرق التصفية التعاونية المعتمدة على النموذج لتحسين دقة التوصيات قد أصبح مؤخراً موضوع بحث شائع جداً، لاسيما باستخدام تقنية تحليل المصفوفات إلى عوامل نظراً لدقتها العالية ومساهمتها في التخفيف من قضية بعثرة المعطيات بشكل أفضل من التقنيات الأخرى [3]. قام الكثير من الباحثين باستغلال هذه التقنية لتعلم المزايا الكامنة للمستخدمين والعناصر من التقييمات المعروفة، وصهر العلاقات الاجتماعية بين المستخدمين مع معطيات التقييم باستراتيجيات مختلفة. على وجه التحديد، اقترح الباحثون في [5] نموذج "SoRec" والذي يدمج بيان الشبكة الاجتماعية إلى نموذج تحليل المصفوفات الاحتمالي عن طريق تحليل مصفوفة التقييم ومصفوفة الثقة الاجتماعية في نفس الوقت من خلال مشاركة مصفوفة المزايا الكامنة للمستخدم. يُظهر تحليلهم التجريبي أن طريقتهم تتفوق على نموذج تحليل المصفوفات الأساسي وعلى الطرق الأخرى المعتمدة على الذاكرة والتي تستفيد من علاقات الثقة، إلا أن عمليات التوصية الحقيقية غير منعكسة في هذا النموذج. لذا ولنمذجة معلومات الثقة بشكل أكثر واقعية، اقترح نفس الباحثين في [6] نموذج "RSTE" والذي يفسر قرار المستخدم بالتقييم كالتوازن بين ذوقه الخاص وأذواق جيرانه الموثوقين. تبين تجاربهم أن نموذجهم يتفوق على طريقة تحليل المصفوفات الأساسية والطرق الموجودة المعتمدة على الثقة، إلا أنه في نموذجهم، أشعة المزايا لجيران المستخدم المباشرين تؤثر على تقييماته بدلاً من التأثير على شعاع المزايا له، كما أن هذا النموذج لا يعالج نشر الثقة. بالمقابل، عزز الباحثون في [7] هذا النموذج عن طريق تمكين نشر الثقة وبنوا نموذج "SocialMF" الذي يدمج التأثير الاجتماعي عن طريق جعل المزايا الكامنة لكل مستخدم معتمدة على المزايا الكامنة لجيرانه المباشرين في الشبكة الاجتماعية. كذلك لاستخدام معلومات الشبكة الاجتماعية بشكل فعال عندما لا يكون هناك معلومات ثقة متاحة، اقترح الباحثون في [8] نموذج "SoReg" الذي يستخدم تقنية تحليل المصفوفات مع حد تنظيم اجتماعي يمثل القيود الاجتماعية على النظم الناصحة. يختلف هذا العمل عن الأعمال الأخرى في مجال النظم الناصحة المعتمدة على الثقة كونه يدرك الاختلاف بين علاقة الثقة وعلاقة الصداقة، كما أنه يجبر تفضيلات المستخدم أن تكون أقرب إلى تفضيلات أصدقائه في الشبكة الاجتماعية.

تم أيضاً اقتراح نموذج "LOCABAL" في [12] والذي فيه اعتبر الباحثون كل من الثقة العامة والثقة المحلية كالمعلومات السياقية في نموذجهم، إنه معتمد على نظريات الارتباط الاجتماعي، وقد بينت نتائجهم أن استخدام الثقة العامة الممثلة بسمعة المستخدم في الشبكة قد ساهم في تحسين دقة التوصيات بشكل إضافي مقارنة مع الطرق الأخرى المعتمدة على الثقة المحلية فقط. كما اقترح الباحثون في [3] طريقة جديدة لدمج معطيات التقييم مع معطيات الثقة تُدعى "TrustMF" والتي فيها تتم مقابلة المستخدمين إلى فضاءين: فضاء خاص بالوثائق وفضاء خاص بالموثوقين، وتتم نمذجة التأثيرات من المستخدمين على تقييمات العناصر في كلا الفضاءين. بينت تجاربهم أن هذا النموذج يحقق دقة تنبؤية أفضل مقارنة مع النماذج الأخرى المعتمدة على الثقة.

بالعموم إن الطرق "SoRec"، "STE"، "SocialMF"، "SoReg"، "LOCABAL" تقابل المستخدمين إلى فضاء مزايا واحد، مهملة حالات المستخدمين المختلفة، بينما العمل الأكثر صلة بعملنا وهو "TrustMF"، يتم فيه تعلم تفضيلات الحالات المختلفة للمستخدم بشكل مستقل لتخمين التقييمات، إلا أننا ناقش في هذا العمل أنه من المنطقي أكثر أخذ كل من تفضيلات الوثائق وتفضيلات الموثوق بعين الاعتبار في نفس الوقت في عملية التعلم بما أن التقييم يتم توليده من كلا الحالتين. بالإضافة لذلك، لا يمكن لنموذج "TrustMF" أن يلتقط العلاقة الضمنية بين الوثائق والموثوقين عندما لا يكونان مرتبطتين اجتماعياً، كما أنه لا يأخذ الثقة العامة بعين الاعتبار، وهذا ما يتم معالجته في نموذجنا المقترح.

3. الطريقة المقترحة

1.3 تعريف المشكلة

في البداية، نقدم عدداً من الرموز المستخدمة لنمذجة مشكلة التوصية في هذا العمل. لتكن $U = \{u_1, u_2, \dots, u_n\}$ هما مجموعة المستخدمين ومجموعة العناصر على التوالي، حيث n هي عدد المستخدمين و m هي عدد العناصر. ولتكن $R \in \mathbb{R}^{n \times m}$ هي مصفوفة التقييم التي تمثل التقييمات العددية المعطاة من المستخدمين على العناصر، و $R_{i,j}$ تمثل التقييم المعطى من المستخدم u_i إلى العنصر v_j ، حيث يقوم كل مستخدم بتقييم مجموعة جزئية من العناصر ببعض القيم من مجال تقييم محدد مسبقاً من قبل النظام الناصح، ولتكن $\Omega = \{(i, j): R_{i,j} \neq 0\}$ تشير إلى مواقع التقييمات المعروفة في مصفوفة التقييم R . بالإضافة لذلك، لتكن $T \in \mathbb{R}^{n \times n}$ هي مصفوفة علاقات الثقة للمستخدم، حيث $T_{i,k}$ هو عدد حقيقي داخل المجال $[0, 1]$ يصف قوة العلاقة بين المستخدمين u_i و u_k . ولتكن $\psi = \{(i, k): T_{i,k} \neq 0\}$ تشير إلى مواقع علاقات الثقة المعروفة في مصفوفة الثقة T . بما أننا نستخدم في هذا العمل تقنية تحليل المصفوفات في بناء النموذج المقترح، ليكن $B_i \in \mathbb{R}^K$ و $E_i \in \mathbb{R}^K$ هو شعاع التفضيلات ذو البعد K الخاص بالوثائق وشعاع التفضيلات ذو البعد K الخاص بالموثوق بالنسبة للمستخدم u_i على التوالي. بالمثل، لتكن $V_j \in \mathbb{R}^K$ تمثل شعاع المزايا ذو البعد K بالنسبة للعنصر v_j . بالتالي يمكننا صياغة مشكلة التوصية في هذا العمل كمايلي: بإعطاء مجموعة من تقييمات المستخدمين على العناصر R ومجموعة من قيم الثقة T للمستخدمين بالمستخدمين الآخرين الذين قاموا أيضاً بتقييم مجموعة من العناصر، وباستخدام تقنية تحليل المصفوفات نريد تقصي كيفية تعلم تفضيلات الحالات المختلفة للمستخدمين ومزايا العناصر لتخمين التقييم المعطى من المستخدم الهدف (المراد التوصية له) u_i على العنصر الهدف (المراد التوصية به) v_j بشكل أكثر دقة.

2.3 نموذج تحليل المصفوفات إلى عوامل

يفترض نموذج تحليل المصفوفات إلى عوامل أن القليل من العوامل الكامنة تؤثر على سلوكيات التقييم للمستخدم وأن شعاع تفضيلات المستخدم يتم تحديده بكيفية تطبيق كل عامل على ذلك المستخدم [13]. هذه الفرضية تجعل من الممكن اكتشاف التقييمات المفقودة في مصفوفة التقييم من التقييمات المعروفة بشكل فعال. تقوم هذه التقنية بتحليل مصفوفة التقييم R إلى جداء مصفوفتين ذات مرتبة أقل K هما مصفوفة المزايا الكامنة للمستخدم U ومصفوفة المزايا الكامنة للعنصر V أي $R \approx U^T V$ (كما هو موضح في الشكل 1)، حيث المصفوفات ذات البعد المنخفض U و V غير معروفة وتحتاج لأن يتم تخمينها. بالتالي الهدف من تقنية تحليل المصفوفات هو تعلم مصفوفات المزايا الكامنة U و V وتوظيفها لاحقاً لتقديم تنبؤات بالتقييمات المفقودة [14] وذلك من خلال حل مشكلة التحسين التالية:

$$(1) \min_{U, V} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m W_{i,j} (R_{i,j} - U_i^T V_j)^2 + \lambda (\|U\|_F^2 + \|V\|_F^2)$$

حيث يمثل $U_i \in \mathbb{R}^K$ شعاع المزايا الكامنة لتفضيلات المستخدم u_i ، ويمثل $V_j \in \mathbb{R}^K$ شعاع المزايا الكامنة لمميزات العنصر v_j ، K هو عدد العوامل الكامنة، λ هو بارامتر التنظيم الذي يتحكم بتعقيد النموذج لتجنب التلاؤم الشديد مع معطيات التدريب (over-fitting) وذلك من خلال تقديم الحد $\lambda (\|U\|_F^2 + \|V\|_F^2)$ حيث $\| \cdot \|_F$ هو الـ "Frobenius norm". بالمقابل، $W \in \mathbb{R}^{n \times m}$ هي مصفوفة الأوزان حيث $W_{i,j}$ هو وزن التقييم المعطى من المستخدم u_i على العنصر v_j . الطريقة الشائعة لضبط W هي $W_{i,j} = 1$ إذا كانت $R_{i,j} \neq 0$ ، إلا أنه يمكن استخدام مصفوفة الأوزان W لمعالجة الآراء الضمنية أيضاً وترميز المعلومات الجانبية مثل التشابه بين المستخدمين والعناصر، سمعة المستخدم... إلخ.

الشكل 1. مبدأ عمل تقنية تحليل المصفوفات إلى عوامل

إن مشكلة التحسين السابقة تسعى لتقليل المجموع التربيعي للأخطاء بين القيم الحقيقية والقيم المتنبأ بها بحدود تنظيم تربيعية ويمكن إيجاد الحد الأدنى المحلي (local minimum) فيها باستخدام طريقة "Stochastic Gradient Descent" أو ما يُعرف بـ "SGD". بعد تعلم المصفوفات U ، V يمكن التنبؤ بالتقييم المعطى من المستخدم u_i على العنصر v_j عن طريق الجداء الداخلي للشعاع الخاص بالمستخدم U_i والشعاع الخاص بالعنصر V_j أي $\hat{R}_{i,j} = U_i^T V_j$.

3.3 تشكيل النموذج المقترح

1.3.3 نمذجة المعلومات المحلية في الشبكات الاجتماعية

في طريقتنا المقترحة، تمثل المعلومات المحلية تفضيلات الحالتين المختلفتين للمستخدم (كواثق وكموثوق به) والتي يتم تعلمها عن طريق نمذجة التفاعلات الصريحة والتفاعلات الضمنية بين المستخدمين. على وجه التحديد، يتم تخمين التفضيلات الخاصة بالواثق والتفضيلات الخاصة بالموثوق بحيث تلائم التقييمات الصريحة وعلاقات الثقة الصريحة، كما أنه يتم الاستفادة من بنية الروابط المحلية لشبكة الثقة لتقييم الارتباطات بين الواثقين / الموثوقين، حيث يتم استغلال بنية هذه الروابط كحدود تنظيمية لنمذجة التفاعل الضمني للمستخدم مع المستخدمين الآخرين من حيث التفضيلات الخاصة بالواثقين والتفضيلات الخاصة بالموثوقين.

(a) نمذجة التفاعلات الصريحة بين المستخدمين

نصف في هذا المقطع كيفية توليد التقييمات وعلاقات الثقة من وجهة نظر الحالات المختلفة للمستخدم كما هو موضح في الشكل 2، حيث التأثير الاجتماعي لتقييمات مستخدم ما قد يتدفق في كلا الاتجاهين، أي التقييم للمستخدم غير متأثر بالموثوقين من قبله فقط، لكن أيضاً بالواثقين به وهذا ما أكدّه الباحثون في [4]، ممّا يدلّ على أنّ تأثير الواثقين في التنبؤ بالتقييم قد يكون متساوٍ مع تأثير الموثوقين، وبالتالي قد يزود قيمة مضافة على التنبؤ بالتقييمات بشكل أكثر دقة.

نمذجة التقييم

نظراً لفرضية أنّ الحالات المختلفة للمستخدم تؤثر على توليد التقييم بطريقة مختلفة [4]، فإنّ كل تقييم معروف يجب تحديده بواسطة التفضيلات الخاصة بالواثق وكذلك التفضيلات الخاصة بالموثوق. اعتماداً على ذلك، يتم التنبؤ بالتقييم من المستخدم u_i على العنصر v_j كمايلي:

$$(2) \hat{R}_{i,j} = \alpha B_i^T V_j + (1 - \alpha) E_i^T V_j$$

حيث α هو بارامتر للتحكم بمساهمة التقييم من الحالات المختلفة للمستخدم. بالتالي بإعطاء معطيات التقييم فقط، يمكننا تعلّم مصفوفات المزايا $B \in \mathbb{R}^{K \times n}$ ، $E \in \mathbb{R}^{K \times n}$ ، $V \in \mathbb{R}^{K \times m}$ عن طرق إيجاد الحل لمشكلة التحسين التالية:

$$\min_{B,E,V} \sum_{(i,j) \in \Omega} \left(R_{i,j} - g(\alpha B_i^T V_j + (1 - \alpha) E_i^T V_j) \right)^2 + \lambda (\|B\|_F^2 + \|E\|_F^2 + \|V\|_F^2) \quad (3)$$

حيث $g(x)$ هو التابع اللوجستي المقترح من قبل الباحثين في [16] لتقييد الجداء الداخلي لأشعة المزايا الكامنة في المجال $[0, 1]$ ويُعطى بالعلاقة $g(x) = \frac{1}{1+e^{-x}}$ ، كذلك لتعلّم البارامترات بشكل أكثر ملائمة نقوم بمقابلة التقييم الخام $R_{i,j}$ إلى المجال $[0, 1]$ عن طريق توظيف التابع $F(x) = x/R_{max}$ ، حيث R_{max} هي القيمة العظمى للتقييمات المحددة في النظام الناصح. بعد تدريب النموذج وتعلّم مصفوفات المزايا، يمكن الحصول على التنبؤ بالتقييم من u_i على v_j بواسطة العلاقة $g(\alpha B_i^T V_j + (1 - \alpha) E_i^T V_j) \times R_{max}$. بالتالي من خلال القيام بعملية تحليل المصفوفات السابقة، يمكن للشخص تعلّم تفضيلات المستخدم من حيث أشعة المزايا الكامنة الخاصة بالمستخدم بحالتيه كواثق وكموثوق من معطيات التقييم المعروفة.

نمذجة الثقة

بالإضافة لمعطيات التقييم، تكون هناك شبكة ثقة ضخمة مولدة من قبل المستخدمين متاحة أيضاً في مواقع استعراض المنتجات على الانترنت، وتكون تفضيلات المستخدمين متأثرة بتفضيلات الموثوقين من قبلهم من خلال نشاطات الاستعراض (مثلاً، استعراض تقييمات وانتقادات المستخدمين الذين يثقون بهم على المنتجات) وتؤثر على الواثقين بهم من خلال نشاطات الكتابة (مثلاً، التعبير عن آرائهم عن طريق التقييم أو القيام بانتقاد للمنتجات). مع العلاقة بين تفضيلات المستخدمين والثقة، يمكننا أيضاً نمذجة تفضيلات المستخدمين اعتماداً على معطيات الثقة المعروفة باستخدام تقنية تحليل المصفوفات كما هو مشار له في [4]. عند مقابلة المستخدمين إلى نفس فضاء الأشعة ذو البعد K ، يمكن للشخص نمذجة كل قيمة ثقة معروفة $T_{i,k}$ كجداء داخلي لـ B_i و E_k ، أي القوة المتوقعة لعلاقة الثقة بين u_i و u_k تُعطى كمايلي:

$$(4) \hat{T}_{i,k} = B_i^T E_k$$

بإعطاء معطيات الثقة فقط، يمكننا تعلم مصفوفات المزايا $B \in \mathbb{R}^{K \times n}$ ، $E \in \mathbb{R}^{K \times n}$ عن طريق إيجاد الحل لمشكلة التحسين التالية:

$$(5) \min_{B,E} \sum_{(i,k) \in \psi} (T_{i,k} - g(B_i^T E_k))^2 + \lambda (\|B\|_F^2 + \|E\|_F^2)$$

بالتالي من خلال القيام بعملية تحليل المصفوفات السابقة، يمكن للشخص تعلّم تفضيلات المستخدمين من حيث أشعة المزايا الكامنة الخاصة بالوثائق وأشعة المزايا الكامنة الخاصة بالموثوق من معطيات الثقة المعروفة.

الشكل 2. تأثير الوثائق والموثوقين على التنبؤ بالتقييم بالنسبة للمستخدم الهدف على العنصر الهدف

(b) نمذجة التفاعلات الضمنية بين المستخدمين

نصف في هذا المقطع كيفية نمذجة التفاعلات الضمنية بين اثنين من الوثائق/ الموثوقين عن طريق دمج بنية الروابط المحلية لشبكة الثقة كحدود تنظيمية لتقييد تابع الهدف.

التأثير الضمني للوثائق

يكون اثنان من المستخدمين الوثائقين متشابهين إذا تشاركا العديد من الروابط الخارجية (out-links) في شبكة الثقة، أي أنهما يثقان بشكل مشترك بالعديد من المستخدمين الموثوقين. بالتالي عن طريق أخذ كل روابط الثقة للمستخدم بالمستخدمين الآخرين وبدلاً من الاعتماد على رابط وحيد فقط، يمكننا الحصول على ارتباط أكثر دقة ومثانة بين اثنين من المستخدمين حتى وإن كانا غير مرتبطين بشكل صريح. لذلك، من أجل التقاط التشابه بين اثنين من المستخدمين الوثائقين u_i ، u_k اعتماداً على بنية الروابط الخارجية منهما نعتمد مقياس "cosine similarity" [2] التالي:

$$(6) S_{i,k}^B = \frac{\sum_{f=1}^n T_{i,f} T_{k,f}}{\sqrt{\sum_{f=1}^n T_{i,f}^2} \sqrt{\sum_{f=1}^n T_{k,f}^2}}$$

حيث في تجاربنا، استخدمنا قيمة ثنائية للثقة $T_{i,k}$ (إما 0 أو 1)، وتشير B هنا إلى التشابه بين اثنين من الوثائق. مع هذا التشابه، يمكننا نمذجة التأثير الضمني للوثائقين عن طريق تقليل الحد التالي:

$$(7) \sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^n S_{i,k}^B \|B_i - B_k\|_F^2$$

إنّ القيمة الكبيرة لـ $S_{i,k}^B$ تشير إلى أن الوثائق u_i والوثائق u_k يتشاركان عدّة روابط خارجية، ولذلك نحن نجبر أشعة تفضيلاتهم أن تكون متقاربة قدر الإمكان، بينما تشير القيمة الصغيرة لـ $S_{i,k}^B$ إلى أنّ المسافة بين شعاعي

التفضيل يجب أن تكون كبيرة. بالتالي من خلال تقديم هذا التشابه المعتمد على البنية، فإن أشعة التفضيلات الخاصة بالوثائق يتم تقييدها في عملية التعلم.

التأثير الضمني للموثوقين

يكون اثنان من المستخدمين الموثوقين متشابهين إذا تشاركا العديد من الروابط الداخلة (in-links) في شبكة الثقة، أي هما موثوقان بشكل مشترك من قبل العديد من المستخدمين الوثائقين. بالتالي يمكن النقاط التشابه بين اثنين من المستخدمين الموثوقين u_i, u_k اعتماداً على بنية الروابط الداخلة إليهما بواسطة المقياس التالي:

$$(8) S_{i,k}^E = \frac{\sum_{f=1}^n T_{f,i} T_{f,k}}{\sqrt{\sum_{f=1}^n T_{f,i}^2} \sqrt{\sum_{f=1}^n T_{f,k}^2}}$$

حيث تشير E هنا إلى التشابه بين اثنين من الموثوقين. بشكل مشابه لنمذجة التأثير الضمني للوثائقين، نقوم بنمذجة التأثير الضمني للموثوقين عن طريق تقليل الحد التالي:

$$(9) \sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^n S_{i,k}^E \|E_i - E_k\|_F^2$$

2.3.3 نمذجة المعلومات العامة في الشبكات الاجتماعية

تمثل المعلومات العامة في الشبكات الاجتماعية سمعة المستخدم في الشبكة ككل [17]، حيث السمعة هي نوع من الحالة التي تعطي قوى وإمكانات إضافية في النظم الناصحة [12]. هناك العديد من الخوارزميات لحساب قيمة السمعة للعقد في الشبكات الاجتماعية وفقاً لارتباطاتهم [18]، [19]. نعتمد في هذا العمل إحدى الخوارزميات الأكثر شعبية وهي "PageRank" [18] لحساب قيم السمعة للمستخدمين، حيث نقوم أولاً بتطبيق خوارزمية "PageRank" لترتيب المستخدمين من خلال استغلال وجهة النظر العامة للشبكات الاجتماعية مع افتراض أن $r_i \in \{1, \dots, N\}$ هي ترتيب السمعة لـ u_i بحيث تشير $r_i = 1$ إلى أن u_i له السمعة الأعلى في الشبكة الاجتماعية الكاملة، من ثم نعرف قيمة السمعة w_i لـ u_i كتابع لقيمة ترتيب السمعة r_i وفقاً لـ [11] كمايلي:

$$(10) w_i = f(r_i) = \frac{1}{1 + \log(r_i)}$$

حيث التابع f يقيّد قيمة السمعة w_i داخل المجال $[0, 1]$ وهو تابع متناقص لـ r_i ، أي المستخدمين ذوي الترتيب الأعلى لهم قيم سمعة عالية. بالتالي لنمذجة المعلومات العامة في الشبكات الاجتماعية، يمكننا استخدام قيم سمعة المستخدم لتوزين أهمية توصياتهم بتعديل المعادلة (3) السابقة لتصبح كمايلي:

$$+ \lambda (\|B\|_F^2 + \|E\|_F^2 + \|V\|_F^2) \min_{B,E,V} \sum_{(i,j) \in \Omega} w_i \left(R_{i,j} - g(\alpha B_i^T V_j + (1 - \alpha) E_i^T V_j) \right)^2$$

خلال عملية تحليل المصفوفات هذه، فإن القيمة الكبيرة لـ w_i والتي تشير إلى السمعة العالية لـ u_i ، سوف تفرض على الحد $(\alpha B_i^T V_j + (1 - \alpha) E_i^T V_j)$ أن يلائم بإحكام التقييم $R_{i,j}$ ، بينما القيمة الصغيرة لـ w_i ، ستجعل الحد $(\alpha B_i^T V_j + (1 - \alpha) E_i^T V_j)$ يقارب $R_{i,j}$ قليلاً.

3.3.3 إطار العمل الموحد للنموذج المقترح

حتى الآن، عرضنا كيفية نمذجة التفاعلات الصريحة (من حيث التقييم والثقة) والتفاعلات الضمنية بين الوثائقين والموثوقين، كما قدّمنا كيفية نمذجة المعلومات العامة الممثلة بسمعة المستخدم في شبكات الثقة. الآن نفترض النموذج المدمج التالي الذي يأخذ كل المعلومات السابقة بعين الاعتبار ويقوم بإيجاد الحل لتابع الهدف التالي:

$$\mathcal{L} = \frac{1}{2} \sum_{(i,j) \in \Omega} w_i \left(R_{i,j} - g(\alpha B_i^T V_j + (1 - \alpha) E_i^T V_j) \right)^2 + \frac{1}{2} \sum_{(i,k) \in \psi} (T_{i,k} - g(B_i^T E_k))^2$$

$$\begin{aligned}
& + \frac{\lambda_B}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^n S_{i,k}^B \|B_i - B_k\|_F^2 \\
& + \frac{\lambda_E}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^n S_{i,k}^E \|E_i - E_k\|_F^2 \\
& + \frac{\lambda}{2} (\|B\|_F^2 + \|E\|_F^2 + \|V\|_F^2) \quad (12)
\end{aligned}$$

حيث λ_E و λ_B هي بارامترات للتحكم بمدى تأثير التفاعلات الضمنية بين الوثائق والتفاعلات الضمنية بين الوثائقين على التوالي. لتقليل تعقيد النموذج، نضع في تجاربنا $\lambda_B = \lambda_E$. الحد الأخير في المعادلة السابقة هو حد التنظيم المستخدم لتجنب التلاؤم الشديد مع معطيات التدريب و λ هو بارامتر التنظيم.

4.3 تعلم النموذج

للحصول على الحد الأدنى الأصغري لتابع الهدف السابق في المعادلة (12) من أجل تعلم مصفوفات المزايا B, E, V واستخدامها للتنبؤ بالتقييمات غير المعروفة، نستخدم طريقة "SGD"، والتي تعمل عادةً بشكل جيد بالنسبة للنظم الناصحة.

يتم إعطاء الخوارزمية الممثلة لتعلم النموذج وتعديله في الخوارزمية 1. هناك عدة بارامترات تم أخذها كدخل، بما في ذلك مصفوفة التقييم R ، مصفوفة الثقة T ، بارامترات التنظيم $\lambda, \lambda_B, \lambda_E$ ، بارامتر التحكم بمساهمة التقييم من الحالات المختلفة للمستخدم α ، معدل التعلم البدائي μ ، وعدد العوامل الكامنة K . أولاً، نهىء بشكل عشوائي مصفوفات المزايا الكامنة B, E, V بقيم صغيرة (سطر 1). بعد ذلك، نستمر بتدريب النموذج حتى يتقارب تابع الهدف $\mathcal{L}$ (سطر 2). على وجه التحديد، نحسب مشتقات المتحولات B, E, V وبعدها نعدل هذه المتحولات باستخدام طريقة "SGD" (الأسطر 3-5). في النهاية، نحصل على شعاع المزايا الكامنة الخاص بالمستخدم كواثق وشعاع المزايا الكامنة الخاص بالمستخدم كموثوق وشعاع المزايا الكامنة الخاص بالعنصر ونستخدمها في حساب التنبؤ من المستخدم الهدف على العنصر الهدف.

الخوارزمية 1 خوارزمية التعلم من أجل النموذج المقترح

Algorithm
<p>Input: $R, T, K, \lambda, \lambda_B, \lambda_E, \alpha,$ $\mu(\text{learning rate})$ Output: B, E, V</p> <ol style="list-style-type: none"> 1. Initialize B, E, V with small random numbers 2. While $\mathcal{L}$ has not converged: 3. $B_i \leftarrow B_i - \mu \cdot \frac{\partial \mathcal{L}}{\partial B_i}, i = 1, \dots, n$ 4. $E_i \leftarrow E_i - \mu \cdot \frac{\partial \mathcal{L}}{\partial E_i}, i = 1, \dots, n$ 5. $V_j \leftarrow V_j - \mu \cdot \frac{\partial \mathcal{L}}{\partial V_j}, j = 1, \dots, m$ 6. End while <p>The predict rating: $\hat{R}_{i,j} = g(\alpha B_i^T V_j + (1 - \alpha) E_i^T V_j) \cdot R_{max}$</p>

4. التقييم التجريبي

1.4 مجموعة المعطيات

نختار مجموعة معطيات "Epinions" كمصدر معطيات لتجارينا، والتي تحوي معلومات عن تقييمات المستخدمين على العناصر، ومعلومات عن شبكة الثقة بين المستخدمين وهي المعلومات اللازمة للتحقق من نموذجنا. إنَّ مجموعة معطيات "Epinions" المستخدمة في تجارينا تم تجميعها من قبل "Paolo Massa"¹ في عملية "crawling" لمدة 5 أسابيع (تشرين الأول / كانون الأول 2003) لموقع "Epinions.com". تتألف مجموعة المعطيات هذه من 49,290 مستخدم والذين قاموا بتقييم 139,738 عنصر مختلف مرّة واحدة على الأقل، من بينهم 40,163 مستخدم قاموا بتقييم عنصر واحد على الأقل. العدد الكلي من التقييمات على العناصر هو 664,824 تقييم، والعدد الكلي من تصريحات الثقة على المستخدمين هو 487,183 تقييم ثقة والتي تم إصدارها من قبل 33,960 مستخدم. ملخص الإحصائيات حول مجموعة المعطيات هذه موضحة في الجدولين 1 و2.

الجدول 1 إحصائيات مصفوفة التقييم في "Epinions" الجدول 2 إحصائيات شبكة الثقة في "Epinions"

عدد المستخدمين	49,290	عدد علاقات الثقة	487,183
عدد العناصر	139,738	عدد المستخدمين الواصلين	33,960
عدد التقييمات	664,824	عدد المستخدمين الموثوقين	49,288
عدد المستخدمين الذين لهم تقييمات	40,163	نسبة كثافة علاقات الثقة	0.029 %
نسبة كثافة المعطيات	0.051 %	العدد الأعظمي من الواصلين لكل مستخدم	1,760
العدد الأعظمي من التقييمات من قبل المستخدمين	1,023	العدد الأعظمي من الموثوقين لكل مستخدم	2,589
العدد الأعظمي من التقييمات على العناصر	2,026	العدد الوسطي من الواصلين لكل مستخدم	14.35
العدد الوسطي من التقييمات من قبل المستخدمين	16.55	العدد الوسطي من الموثوقين لكل مستخدم	9.88
العدد الوسطي من التقييمات على العناصر	4.76		
مجال التقييم	[5, 1]		

لاحظنا أيضاً من خلال مجموعة من التجارب التي تم إجراؤها أنَّ توزيعات المستخدمين الموثوقين والواصلين لمجموعة معطيات "Epinions" تلائم توزيع "power-law"، كما هو الحال في العديد من الشبكات الاجتماعية، وهذا موضَّح في الشكلين 3 و4 على التوالي، حيث القليل فقط من المستخدمين الموثوقين لديهم العديد من المستخدمين الواصلين بينما معظم المستخدمين الموثوقين لديهم عدد قليل فقط من المستخدمين الواصلين، الأمر نفسه ينطبق بالنسبة للمستخدمين الواصلين. هذا يدل على وجود بعثرة كبيرة في معطيات الثقة المزودة من المستخدمين.

¹ http://www.trustlet.org/downloaded_epinions.html

الشكل 3. توزيع المستخدمين الموثوقين بالنسبة للمستخدمين الموثوقين
الشكل 4. توزيع المستخدمين الموثوقين بالنسبة للمستخدمين الموثوقين

2.4 مقاييس التقييم

لقياس جودة التنبؤ للطريقة المقترحة مقارنة مع طرق التصنيفية التعاونية والطرق الأخرى المعتمدة على الثقة، نستخدم مقياسين شائعين هما [2]:

مقياس "MAE" (Mean Absolute Error): وهو يقيس متوسط الفروقات المطلقة بين التقييمات الفعلية الصحيحة $R_{i,j}$

المعطاة من قبل المستخدم والتقييمات المتنبأ بها من قبل النظام الناصح $\hat{R}_{i,j}$ ويُعطى بالعلاقة التالية:

$$(13) MAE = \frac{1}{N} \sum_{(u_i, v_j) \in TestSet} |\hat{R}_{i,j} - R_{i,j}|$$

حيث N هي عدد التقييمات التي نريد اختبارها، وكلما كانت قيمة مقياس "MAE" أقل كلما كان التنبؤ أفضل.

مقياس "RMSE" (Root Mean Absolute Error): وهو يقيس الجذر التربيعي لمتوسط مربع الفروقات بين التقييمات الصحيحة $R_{i,j}$ المعطاة من قبل المستخدم والتقييمات المتنبأ بها من قبل النظام الناصح $\hat{R}_{i,j}$ ويعطى بالعلاقة التالية:

$$(14) RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{(u_i, v_j) \in TestSet} (\hat{R}_{i,j} - R_{i,j})^2}$$

كذلك كلما كانت قيمة مقياس "RMSE" أقل كلما كان التنبؤ أفضل.

بالإضافة لمقاييس التقييم، نحتاج أيضاً لاختيار التقنية التي سيتم تقييم النظام الناصح بها. نستخدم هنا تقنية "5-fold cross-validation" من أجل التعلم والاختبار، والتي يتم تقسيم مجموعة المعطيات إلى مجموعة تدريب لتدريب النموذج ومجموعة اختبار لتقييمه. على وجه التحديد، يتم تقسيم مجموعة المعطيات بشكل عشوائي إلى 5 أجزاء، من بين الأجزاء الخمسة، يتم إبقاء جزء واحد كمعطيات اختبار، والأجزاء الأربعة المتبقية يتم استخدامها كمعطيات تدريب. يتم تكرار هذه العملية 5 مرات، مع استخدام كل واحد من الأجزاء الخمسة كمعطيات اختبار مرة واحدة فقط، وفي النهاية يتم أخذ متوسط النتائج لإعطاء النتيجة النهائية. في تجاربنا، نستخدم في كل جزء 80% من

المعطيات كمجموعة تدريب والـ 20% المتبقية كمجموعة اختبار، والذي يعني أننا نختار عشوائياً 80% من التقييمات في مجموعة معطيات "Epinions" كمعطيات تدريب للتنبؤ بالـ 20% المتبقية من التقييمات.

3.4 الإعدادات التجريبية

لإظهار تحسينات الأداء لطريقتنا المقترحة، نقوم بمقارنتها مع طريقة تحليل المصفوفات التقليدية ومع عدد من الطرق المعتمدة على الثقة الموجودة في الدراسات السابقة والأقرب إلى طريقتنا:

- **PMF**: وهي طريقة تحليل المصفوفات الأساسية المقترحة في [16]، والتي تستخدم مصفوفة التقييم فقط من أجل التوصيات دون أخذ العلاقات الاجتماعية بين المستخدمين بعين الاعتبار.
 - **SoRec**: وهي الطريقة المقترحة من قبل الباحثين في [5]، والتي تحلل مصفوفة التقييم ومصفوفة الثقة الاجتماعية للمستخدمين عن طريق مشاركة نفس فضاء المزايا الكامن للمستخدم.
 - **RSTE**: وهي الطريقة المقترحة من قبل الباحثين في [6]، والتي تتمزج تقييمات المستخدم كالتوازن بين تفضيلاته الخاصة وتفضيلات المستخدمين الموثوقين من قبله.
 - **SocialMF**: وهي الطريقة المقترحة من قبل الباحثين في [7]، والتي فيها يتم أخذ نشر الثقة بعين الاعتبار عند نمذجة علاقات الثقة بين المستخدمين.
 - **SoReg**: وهي الطريقة المقترحة من قبل الباحثين في [8]، والتي فيها تتم نمذجة علاقات الثقة بافتراض أن المسافة بين المزايا الكامنة للمستخدمين الواثقين ببعضهم البعض يجب أن تكون أصغر.
 - **TrustMF**: وهي الطريقة المقترحة من قبل الباحثين في [4]، والتي فيها تتم مقابلة المستخدمين إلى فضائي مزايا كامنة هما الفضاء الخاص بالمستخدم كواثق والفضاء الخاص بالمستخدم كموثوق، عن طريق تحليل شبكة الثقة وفقاً لخصائص الاتجاه للثقة.
 - **MFGLT**: وهي الطريقة المقترحة الخاصة بنا والتي يتم فيها استغلال السياق الاجتماعي العام والمحلي لعلاقات الثقة بين المستخدمين، حيث تمثل المعلومات المحلية تفضيلات الحالتين المختلفتين للمستخدمين (كواثق وكموثوق به) والتي يتم تعلمها عن طريق نمذجة التفاعلات الصريحة والضمنية بين المستخدمين، بينما تمثل المعلومات العامة سمعة المستخدم في الشبكة الاجتماعية ككل. كذلك، نشير بـ $MFGLT_0$ لطريقتنا المقترحة بعد حذف التفاعلات الضمنية من النموذج (أي وضع $\lambda_B = \lambda_E = 0$) وذلك لرؤية مدى أهمية نمذجة التفاعلات الضمنية في تحسين دقة التوصيات بشكل إضافي.
- بالنسبة لكل الطرق التي تتم المقارنة معها، حتى يتم التحقق منها، نضع بارامترات أمثلية خاصة إما وفقاً للمراجع المقابلة أو اعتماداً على تجاربنا كما هو مبين في الجدول 3. ولمقارنة هذه الطرق بشكل عادل، نضع البعد K لفضاء المزايا الكامنة كـ 5، 10 على التوالي بالنسبة لكل الطرق، ونعتمد نفس استراتيجية التهيئة، والتي تهية كل مصفوفات المزايا الكامنة بشكل عشوائي بتوزيع موحد داخل المجال [0, 1].

الجدول 3 إعدادات البارامترات بالنسبة لطرق المقارنة

البارامترات الأمثلية	الطرق
$\lambda_U = \lambda_V = 0.001$	PMF
$\lambda_C = 1\lambda_U = \lambda_V = \lambda_Z = 0.001$	SoRec
$\alpha = 0.4\lambda_U = \lambda_V = 0.001$	RSTE
$\lambda_T = 1\lambda_U = \lambda_V = 0.001$	SocialMF
$\beta = 0.001\lambda_1 = \lambda_2 = 0.001$	SoReg
$\lambda_T = 1\lambda = 0.001$	TrustMF
$\lambda_B = \lambda_E = 0, \lambda = 0.001\alpha = 0.6$	MFGLT ₀
$\lambda_B = \lambda_E = 0.1, \lambda = 0.001\alpha = 0.6$	MFGLT

سنركز في اختبارنا هذا على منظوري للمستخدمين لقياس أداء الطرق المختلفة التي تتم مقارنتها وهما:

- منظور "كل المستخدمين" (All Users): وهم المستخدمين الذين لهم تقييم واحد على الأقل.
- منظور "المستخدمين ذوي الإقلاع البارد" (Cold-Start Users): وهم المستخدمين الذين لهم أقل من 5 تقييمات.

4.4 النتائج التجريبية

نقدّم في هذا المقطع نتائج تجاربنا التي قمنا بإجرائها على مجموعة معطيات "Epinions" بالنسبة لمنظوري "All Users" و "Cold-Start Users" وذلك من حيث مقاييس "MAE" و "RMSE" المستخدمة في عملية التقييم وبإعدادات مختلفة لبعدها فضاء المزايا الكامنة ($K = 5$, $K = 10$). يتم تقديم نتائج التجارب لطريقتنا المقترحة والطرق التي قمنا بالمقارنة معها في الجدول 4 فيما يتعلق بمنظور "All Users" والجدول 5 فيما يتعلق بمنظور "Cold-Start Users".

1.4.4 تحليل ومناقشة النتائج

في هذا المقطع، نلخص ونناقش النتائج الأكثر أهمية للتجارب التي تم القيام بها على مجموعة معطيات "Epinions" حيث نلاحظ مايلي:

- إنّ أداء طريقة "PMF" التقليدية أدنى من أداء الطرق الأخرى قيد المقارنة المعتمدة على تحليل المصفوفات والتي تستفيد من علاقات الثقة في منظوري "All Users" و "Cold-Start Users"، الأمر الذي يؤكّد على أهمية الثقة في تحسين أداء النظم الناصحة المعتمدة على النموذج.
- في منظور "All Users"، تعمل نماذج "MFGLT"، "MFGLT₀"، "TrustMF" بشكل أفضل من النماذج الأخرى المعتمدة على الثقة والتي تقابل المستخدمين إلى فضاء مزايا وحيد، هذا يتطابق مع فرضيتنا أنّ تمييز الوثائق والموثوق في نمذجة التفاعلات الصريحة يمكن أن يفيد دقة التوصيات. كذلك يتفوّق نموذجنا المقترح "MFGLT" على نموذج "TrustMF" الأفضل من بين كل النماذج قيد المقارنة بمقدار 2.05%، 1.41% عندما $K = 5$ ، وبمقدار 1.36%، 3.12% عندما $K = 10$ من حيث مقاييس "MAE" و "RMSE" على التوالي.

- في منظور "Cold-Start Users"، ليس هناك نموذج وحيد يعمل بالشكل الأفضل بالمطلق من بين النماذج المعتمدة على الثقة والتي هي قيد المقارنة. عموماً، يعمل نموذجنا المقترح بشكل أفضل من النماذج الأخرى على الرغم من بعض الاستثناءات التي تتم ملاحظتها من حيث مقياس "MAE"، إلا أن نموذجنا أكثر قوة من حيث مقياس "RMSE". بما أن كل النماذج المعتمدة على الثقة تهدف لتحسين الأخطاء التربيعية بين القيم المتنبأ بها والقيم الحقيقية، فإن مقياس "RMSE" يُعتبر أكثر دلالةً من مقياس "MAE" (حيث يحسب مقياس "RMSE" مربع الفروقات بين التقييمات الصحيحة والتقييمات المتنبأ بها بالتالي يعاقب الأخطاء الكبيرة بشكل أكبر من مقياس "MAE")، ولذلك لا يزال نموذجنا له الأداء الأفضل ككل، حيث يتفوق على نموذج "TrustMF" الأفضل من بين النماذج قيد المقارنة من حيث مقياس "RMSE" عندما $K = 5$ بمقدار 1.42% وعلى نموذج "SocialMF" الأفضل من حيث مقياس "RMSE" عندما $K = 10$ بمقدار 3.49%.
- علاوةً على ذلك، من الملاحظ أن نموذج "MFGLT" يحقق أداء أفضل مقارنةً مع نموذج "MFGLT₀" في كلا المنظورين، مما يؤكد على فعالية أخذ الروابط الضمنية بين المستخدمين بالإضافة للروابط الصريحة في تحسين أداء التوصية، كذلك استغلال السياق الاجتماعي العام للمستخدمين قد ساهم في تفوق نموذجنا على النماذج الأخرى المعتمدة على الثقة التي تتم المقارنة معها.
- على الرغم من أن النسبة المئوية التحسينات النسبية لنموذجنا على النماذج الأخرى قيد المقارنة صغيرة، إلا أن هذه التحسينات تعتبر هامة، حيث أشار الباحثون في [20] أنه حتى التحسينات الصغيرة في مقاييس "MAE" و "RMSE" قد تقود إلى فروقات هامة في التوصيات عملياً بدليل أنه تم تقديم مبلغ مليون دولار في المنافسة على جائزة نيتفلكس في تشرين الأول عام 2006 من أجل تحسين بمقدار 10% من حيث مقياس "RMSE" على طرق التوصية التقليدية.

الجدول 5 الأداء التنبؤي على مجموعة معطيات "Epinions" في منظور "Cold-Start Users"

منظور "Cold-Start Users"			
الطريقة	K	MAE	RMSE
PMF	5	1.4514	1.7703
	10	1.1531	1.4322
SoRec	5	0.8929	1.1388
	10	0.8512	1.1886
RSTE	5	0.9143	1.1439
	10	0.8293	1.1621
SocialMF	5	0.8840	1.1310
	10	0.8574	1.1512
SoReg	5	0.9250	1.1888
	10	0.9833	1.2370

الجدول 4 الأداء التنبؤي على مجموعة معطيات "Epinions" في منظور "All Users"

منظور "All Users"			
الطريقة	K	MAE	RMSE
PMF	5	0.9791	1.2904
	10	0.9093	1.1972
SoRec	5	0.8807	1.1110
	10	0.8848	1.1445
RSTE	5	0.8635	1.1071
	10	0.8572	1.1383
SocialMF	5	0.8245	1.0688
	10	0.8269	1.0835
SoReg	5	0.8450	1.0977
	10	0.8671	1.1199

1.1261	0.8910	5	TrustMF
1.1763	0.8519	10	
1.1282	0.9007	5	MFGLT ₀
1.1776	0.8793	10	
1.1101	0.8769	5	MFGLT
1.1110	0.8776	10	

1.0623	0.8178	5	TrustMF
1.0812	0.8213	10	
1.0707	0.8275	5	MFGLT ₀
1.0945	0.8487	10	
1.0473	0.8010	5	MFGLT
1.0475	0.8101	10	

2.4.4 تأثير السياق الاجتماعي العام والمحلي على النموذج المقترح

بيّنت النتائج التجريبية أنّ نموذجنا المقترح "MFGLT" يتفوق على النماذج الأخرى المعتمدة على الثقة كونه يستغل السياق الاجتماعي العام والمحلي للمستخدمين في نفس الوقت. نتقصى في هذا المقطع تأثير كلا السياقين على أداء النموذج المقترح عن طريق تعريف المتغيرات التالية عن النموذج:

- MFGLT\global: يحذف تأثير السياق الاجتماعي العام على عملية التنبؤ بالتقييم عن طريق جعل $w_i = 1$ عندما $R_{i,j} \neq 0$.
- MFGLT\local: يحذف تأثير السياق الاجتماعي المحلي على عملية التنبؤ بالتقييم عن طريق إزالة تأثير الثقة بين المستخدمين.
- MFGLT\global\local: يحذف تأثير السياق الاجتماعي العام والمحلي على عملية التنبؤ بالتقييم. فعلياً، هذا المتغير هو نموذج تحليل المصفوفات التقليدي "PMF".

تم إجراء التجارب هنا على مجموعة معطيات "Epinions" في منظور "All Users" وباستخدام تقنية "5-fold cross validation" عندما $K=5$ والنتائج مبينة في الشكل 5. نلاحظ أنّه عند حذف تأثير السياق الاجتماعي العام من النموذج المقترح، فإنّ أداء النموذج "MFGLT\global" يتناقص مقارنةً مع أداء النموذج "MFGLT". كذلك نلاحظ نفس الأمر بالنسبة لنموذج "MFGLT\local" عند حذف تأثير السياق الاجتماعي المحلي. حيث مثلاً، مقارنةً مع نموذج "MFGLT"، فإنّ نموذج "MFGLT\global" لديه تقليل بالأداء بمقدار 1.55%، 1.68% من حيث مقياسي "MAE" و"RMSE" على التوالي، ونموذج "MFGLT\local" لديه تقليل بالأداء بمقدار 8.65%، 6.81% من حيث مقياسي "MAE" و"RMSE" على التوالي. كذلك عند حذف تأثيرات السياق الاجتماعي العام والمحلي معاً في النموذج "MFGLT\global\local" نحصل على أداء أسوأ من أداء نموذجي "MFGLT\global" و"MFGLT\local" ممّا يشير إلى أنّ السياق الاجتماعي العام والمحلي ليهما معلومات مكملة لبعضها البعض وكلاهما يساهم في تحسين أداء النظام الناصح بشكل إضافي.

الشكل 5. أداء المتغيرات المختلفة للنموذج المقترح

3.4.4 التحقق من أداء النموذج المقترح على مستخدمين بدرجات مختلفة من علاقات الثقة

نقوم في هذا المقطع بإجراء سلسلة أخرى من التجارب للتحقق من أداء النموذج المقترح بالنسبة لمستخدمين بدرجات مختلفة من علاقات الثقة، وذلك لمقارنة طريقتنا بشكل إضافي مع الطرق الأخرى المعتمدة على الثقة واختبار إمكانيات هذه الطرق المختلفة في الاستفادة من معطيات الثقة المبعثرة من أجل التوصية. تشير درجات الثقة هنا إلى مجموع الجيران الموثوقين من قبل المستخدم والجيران الواقفين بذلك المستخدم معاً. للقيام بتجاربنا، نجمع أولاً كل المستخدمين إلى عدة مجموعات (حتى 7 مجموعات) وفقاً لدرجات الثقة الخاصة بهم، هذه المجموعات هي "1-5"، "10-6"، "20-11"، "40-21"، "100-41"، "500-101"، "500<" كما هو مُستخدم من قبل الباحثين في [4]، وبعدها نحسب الخطأ التنبؤي عبر كل مجموعة على التوالي من حيث مقاييس "MAE" و "RMSE" عندما عدد العوامل الكامنة يكون مساوياً لـ 5 و 10، ويتم إظهار نتائج هذه التجارب في الأشكال 6، 7.

تبيّن نتائجنا أنّ أداء الطرق الستة التي تمت مقارنتها يختلف إلى مدى محدّد بالنسبة لمجموعات الثقة المختلفة، ويعمل نموذجنا "MFGLT" بشكل مستقر نوعاً ما ويُظهر الجودة الأفضل بالنسبة لمعظم المجموعات خاصة بالنسبة للمجموعة بـ 5 علاقات ثقة على الأكثر (حوالي 62.3% من المستخدمين ككل) والمجموعة بـ 6 إلى 10 علاقات ثقة (حوالي 12.5% من المستخدمين ككل) من حيث مقاييس "MAE" و "RMSE" وفي كلا البعدين 5، 10. هذا يشير بشدة إلى أنّ نموذجنا يمكنه أن يستفيد من معطيات الثقة المبعثرة بشكل أكثر فعالية مقارنة مع طرق التصنيفية التعاونية الأخرى المعتمدة على الثقة.

RMSE (b)

MAE (a)

الشكل 6. الأداء التنبؤي على المستخدمين بدرجات مختلفة من علاقات الثقة عندما $K = 5$

RMSE (b)

MAE (a)

الشكل 7. الأداء التنبؤي على المستخدمين بدرجات مختلفة من علاقات الثقة عندما $K = 10$

5. الاستنتاجات والتوصيات

قَدّمنا في هذا البحث مقترحنا من أجل تحسين دقة التوصيات في طريقة التصنيفية التعاونية المعتمدة على النموذج بالاستفادة من علاقات الثقة بين المستخدمين، وذلك من خلال تقديم استراتيجية جديدة لصهر معطيات التقييم ومعطيات الثقة للتعبير عن التأثير المتبادل للمستخدمين على آراء بعضهم البعض بشكل منطقي أكثر، وبالتالي التنبؤ بالقيم غير المعروفة للتقييمات المعطاة من المستخدمين على العناصر بشكل أكثر دقة وفعالية. في طريقتنا المقترحة، تمثل المعلومات المحلية تفضيلات الحالتين المختلفتين للمستخدم (كواثق وكموثوق به) والتي يتم تعلّمها عن طريق نمذجة التفاعلات الصريحة والضمنية بين المستخدمين، في حين تمثل المعلومات العامة سمعة المستخدم في الشبكة الاجتماعية ككل. بشكل أكثر تحديداً، قمنا بنمذجة التفاعلات الصريحة عن طريق تخمين التفضيلات الخاصة بالواثقين والتفضيلات الخاصة بالموثوقين بحيث تلائم التقييمات الصريحة وعلاقات الثقة الصريحة، بينما قمنا باستغلال بنية الروابط المحلية لشبكة الثقة كحدود تنظيمية لنمذجة الارتباط الضمني للمستخدم مع المستخدمين الآخرين من حيث التفضيلات الخاصة بالواثقين والتفضيلات الخاصة بالموثوقين، كما قمنا بنمذجة المعلومات العامة باستخدام أحد الخوارزميات الأكثر شعبية لحساب قيم السمعة للمستخدمين وهي "PageRank". في النهاية قمنا بتشكيل نموذج موحد يتضمن كلا النوعين من المعلومات.

تم إجراء تجارب على مجموعة معطيات حقيقية وهي "Epinions"، وفي اثنين من المناظير الخاصة بالمستخدمين هما "All Users" و "Cold-Start users". أظهرت نتائج هذه التجارب أنّ طريقتنا المقترحة قد قدّمت تحسينات كبيرة من حيث الدقة التنبؤية، وأنها فعالة في التخفيف من مشاكل بعثرة المعطيات والإقلاع البارد مقارنة مع الطرق الأخرى المعتمدة على النموذج والتي تستفيد من علاقات الثقة في تحسين دقة التوصيات. كما تبيّن أنّ السياق الاجتماعي العام والمحلي لديهما معلومات مكتملة لبعضها البعض وكلاهما يساهم في تحسين أداء النظام الناصح بشكل إضافي. في النهاية تم إجراء سلسلة أخرى من التجارب للتحقق من الأداء بالنسبة للمستخدمين بدرجات مختلفة من علاقات الثقة، والتي بيّنت أنّ نموذجنا المقترح يمكنه أن يستفيد من معطيات الثقة المبعثرة بشكل أكثر فعالية مقارنة مع طرق التصنيفية التعاونية الأخرى المعتمدة على الثقة.

يعتمد العمل الحالي على الثقة الصريحة المعطاة بشكل صريح من المستخدمين، إلا أنّ المستخدم قد لا يرغب بمشاركة أو كشف هكذا معلومات بسبب مخاوف الخصوصية مثلاً، كما أنّ الكثير من مجموعات المعطيات المتاحة لاتحوي معلومات الثقة الصريحة، لذلك يمكن كعمل مستقبلي استنتاج قيم الثقة الضمنية من سلوكيات المستخدم لتعزيز العمومية لطريقتنا المقترحة.

CONFLICT OF INTERESTS.

There are non-conflicts of interest.

6. المصادر

- [1] X. Zhou, Y. Xu, Y. Li, A. Josang and C. Cox, "The state-of-the-art in personalized recommender systems for social networking", *Artificial Intelligence Review*, vol. 37, no. 2, pp. 119-132, 2011.
- [2] G. Adomavicius and A. Tuzhilin, "Toward the next generation of recommender systems: a survey of the state-of-the-art and possible extensions", *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, vol. 17, no. 6, pp. 734-749, 2005.
- [3] Y. Koren, R. Bell and C. Volinsky, "Matrix Factorization Techniques for Recommender Systems", *Computer*, vol. 42, no. 8, pp. 30-37, 2009.

- [4] B. Yang, Y. Lei, J. Liu and W. Li, "Social Collaborative Filtering by Trust", *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 39, no. 8, pp. 1633-1647, 2017.
- [5] H. Ma, H. Yang, M. Lyu and I. King, "SoRec: social recommendation using probabilistic matrix factorization", *Proceeding of the 17th ACM conference on Information and knowledge mining - CIKM '08*, pp. 931-940, 2008.
- [6] H. Ma, I. King and M. Lyu, "Learning to recommend with social trust ensemble", *Proceedings of the 32nd international ACM SIGIR conference on Research and development in information retrieval - SIGIR '09*, pp. 203-210, 2009.
- [7] M. Jamali and M. Ester, "A matrix factorization technique with trust propagation for recommendation in social networks", *Proceedings of the fourth ACM conference on Recommender systems - RecSys '10*, pp. 135-142, 2010.
- [8] H. Ma, D. Zhou, C. Liu, M. Lyu and I. King, "Recommender systems with social regularization", *Proceedings of the fourth ACM international conference on Web search and data mining - WSDM '11*, pp. 287-296, 2011.
- [9] P. Massa, "A survey of trust use and modeling in real online systems", *Trust in E-services: Technologies, Practices and Challenges*, pp. 51-83, 2007.
- [10] N. Agarwal, H. Liu, L. Tang and P. Yu, "Identifying the influential bloggers in a community", *Proceedings of the international conference on Web search and web data mining - WSDM '08*, pp. 207-218, 2008.
- [11] J. Weng, E. Lim, J. Jiang and Q. He, "TwitterRank", *Proceedings of the third ACM international conference on Web search and data mining - WSDM '10*, pp. 261-270, 2010.
- [12] J. Tang, X. Hu, H. Gao and H. Liu, "Exploiting local and global social context for recommendation", *IJCAI*, pp. 2712-2718, 2013.
- [13] J. Rennie and N. Srebro, "Fast maximum margin matrix factorization for collaborative prediction", *Proceedings of the 22nd international conference on Machine learning - ICML '05*, pp. 713-719, 2005.
- [14] Y. Koren, "Factorization meets the neighborhood", *Proceeding of the 14th ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery and data mining - KDD 08*, pp. 426-434, 2008.
- [15] Y. Fang and L. Si, "Matrix co-factorization for recommendation with rich side information and implicit feedback", *Proceedings of the 2nd International Workshop on Information Heterogeneity and Fusion in Recommender Systems - HetRec '11*, pp. 65-69, 2011.
- [16] A. Mnih and R. Salakhutdinov, "Probabilistic matrix factorization", *Advances in neural information processing systems*, pp. 1257-1264, 2008.
- [17] J. Tang and H. Liu, "Trust in social media", *Synthesis Lectures on Information Security, Privacy, & Trust*, vol. 10, no. 1, pp. 1-129, 2015.
- [18] L. Page, S. Brin, R. Motwani and T. Winograd, "The PageRank citation ranking: Bringing order to the web", Stanford InfoLab, 1999.
- [19] J. Kleinberg, "Authoritative sources in a hyperlinked environment", *Journal of the ACM*, vol. 46, no. 5, pp. 604-632, 1999.
- [20] Y. Koren, "Factor in the neighbors: Scalable and accurate collaborative filtering", *ACM Transactions on Knowledge Discovery from Data*, vol. 4, no. 1, pp. 1-24, 2010.