

Implementasi *Limited Tolerance Relation* Untuk Sistem Informasi Yang Tidak Lengkap Pada Data Mahasiswa

Edi Sutoyo¹⁾ *

Sistem Informasi, Universitas Telkom Bandung ¹⁾
edisutoyo53@gmail.com ¹⁾*

Abstrak

Rough set theory merupakan salah satu pendekatan matematika baru untuk analisis data intelijen dan penambangan data yang mampu menangani pengetahuan kabur, belum pasti, mengandung fuzzy dan juga sistem informasi yang tidak lengkap. Kenyataannya dalam isu dunia nyata, sering ditemukan kondisi dimana pengguna tidak dapat memberikan semua nilai preferensi yang diperlukan. Penelitian ini, implementasi teknik extension dari rough set theory yang bernama limited tolerance relation digunakan untuk menanggulangi sistem informasi yang tidak lengkap pada data mahasiswa Universitas Telkom. Berdasarkan hasil yang didapatkan, teknik limited tolerance relation berhasil digunakan untuk menangani masalah tersebut. Hasil menunjukkan bahwa teknik ini mampu mencapai akurasi 96.04 % dengan waktu eksekusi 3.1830 detik.

Kata kunci: *limited tolerance relation, incomplete information system, teori rough set, educational data mining*

Abstract

[Implementation of Limited Tolerance Relation for Incomplete Information Systems in Student Dataset] Rough set theory is one of the new mathematical approaches for intelligent data analysis and data mining that can deal with vague, uncertain, fuzzy knowledge and also incomplete information systems. In fact in the real-world problems, often found the conditions that are the user can not provide all the necessary preference values. In this research, an implementation of extension technique of rough set theory that called limited tolerance relation is used to overcome incomplete information systems in Telkom University students dataset. Based on the obtained results, the limited tolerance relation technique successfully used to handle that problem. The results show that the technique achieved the accuracy of 96.04% with an execution time of 3.1830 seconds.

Keywords: *limited tolerance relation, incomplete information system, rough set theory, educational data mining*

1. PENDAHULUAN

Konsep dan teknik penambangan data (*data mining*) dapat diterapkan di berbagai bidang seperti perbankan, keuangan, kedokteran, teknik manufaktur, manajemen hubungan pelanggan, penambangan web, dan *e-learning*. Data mining untuk pendidikan (*educational data mining*) adalah teknik baru yang muncul dari penambangan data yang dapat diterapkan pada dunia pendidikan [1]. Banyak teknik yang ada telah diusulkan dalam domain untuk mengevaluasi kinerja mahasiswa, yaitu pembelajaran mesin (*machine learning*) [2]–[4], *association rules data mining* [5], *decision tree* [6], dan algoritma genetika [7]. Beberapa teknik yang telah disebutkan tersebut tidak mempertimbangkan nilai yang hilang atau tidak lengkap pada data dan hanya dapat diterapkan jika semua nilai benar-benar tersedia dan lengkap.

Kenyataannya, sering ditemukan keadaan dimana pemilik informasi/pengguna tidak dapat memberikan semua nilai preferensi yang diperlukan, sehingga harus berurusan dengan sistem informasi yang tidak lengkap (*incomplete information systems*).

Beberapa peneliti telah melakukan upaya untuk mempelajari sistem informasi yang tidak lengkap. Teknik paling sederhana untuk menangani sistem informasi yang tidak lengkap adalah dengan menghapus objek yang nilainya tidak diketahui [8] atau mengganti nilai yang hilang dengan nilai yang paling umum [9]. Kelemahan dari pendekatan teknik ini adalah akan mengurangi ukuran atau jumlah sampel data. Kekurangan lain dari pendekatan teknik ini adalah objek dengan nilai yang hilang mungkin saja berbeda dengan objek yang lengkap. Baru-baru ini, perkembangan teori *rough set* [10] maupun teori *soft*

set [11] sudah sangat pesat. Teori *Rough set* dan teori *soft set* adalah dua teori yang dapat digunakan untuk menangani informasi yang samar atau fuzzy. Kedua teori tersebut telah diterapkan untuk menyelesaikan masalah nyata dalam teori maupun praktik, seperti pada bidang *clustering* [12], [13], *conflict analysis* [14], [15], *parameter reduction* [16], [17]. *Rough set theory* juga sudah dikembangkan untuk menangani sistem informasi tidak lengkap, salah satu pendekatan tersebut adalah teknik *limited tolerance relation* [18]. *Limited tolerance relation* ini diajukan oleh G. Wang, yang merupakan perbaikan dari teori sebelumnya, yaitu *tolerance relation* [19], [20]. Perbaikan ini dilakukan karena hasil dari teknik *tolerance relation* kurang baik dari segi aproksimasi.

2. BAHAN DAN METODE

Bab ini akan membahas mengenai sistem informasi dalam sudut pandang teori *rough set theory*, teori *soft set* dan dilanjutkan dengan pembahasan *limited tolerance relation*.

2.1. Sistem Informasi

Berdasarkan dari sudut pandang teori *rough set*, sistem informasi terdiri dari 4 tuple dari persamaan $S = (U, A, V, f)$, dimana $U = \{u_1, u_2, \dots, u_{|U|}\}$ merupakan kumpulan objek yang terbatas dan tidak kosong, $A = \{a_1, a_2, \dots, a_{|A|}\}$ adalah kumpulan atribut terbatas dan tidak kosong, $V = \bigcup_{a \in A} V_a$, V_a adalah domain (set nilai) dari atribut a , $f: U \times A \rightarrow V$ adalah fungsi informasi yang sedemikian rupa sehingga $f(u, a) \in V_a$, $(u, a) \in U \times A$ untuk setiap, dan disebut fungsi untuk informasi (pengetahuan) [19].

Jika U berisi setidaknya satu objek dengan nilai yang tidak diketahui atau hilang, maka S disebut sistem informasi tidak lengkap. Nilai yang tidak diketahui atau hilang dinotasikan dengan simbol "*" didalam sistem informasi yang tidak lengkap. Dalam tulisan ini, digunakan 4 tuple $S^* = (U, A, V^*, f)$ digunakan untuk menunjukkan sistem informasi yang tidak lengkap. Setelah mempresentasikan gagasan sistem informasi di atas, sub bab selanjutnya akan dijelaskan mengenai teori *rough set*.

2.2. Teori Rough Set

Teori *Rough set* [10] ditemukan dengan asumsi bahwa setiap objek dari alam semesta (*universe*) dapat dikaitkan dengan beberapa informasi (data, pengetahuan). Objek yang dicirikan oleh informasi yang sama tidak dapat dibedakan (*similar*) dalam sudut pandang informasi yang tersedia. *Indiscernibility relation* yang dihasilkan dengan cara ini merupakan dasar matematika dari teori *rough set*. Setiap himpunan objek yang tidak dapat dipisahkan dan dibedakan (*similar*) disebut himpunan dasar, dan membentuk granula dasar (atom) dari pengetahuan tentang *universe* U . Setiap gabungan (*union*) dari beberapa set dasar

disebut sebagai *crisp set* (tepat) - jika tidak, maka disebut *rough set* (samar atau tidak jelas). Setiap *rough set* memiliki batas tertentu, yaitu objek yang tidak dapat diklasifikasikan dengan pasti (*fuzzy*) menggunakan pengetahuan yang tersedia, sebagai anggota dari himpunan tersebut atau pelengkapanya.

Konsep dasar dari table informasi (*information table*) adalah 4 tuple dari $S = (U, A, V, f)$, $U = \{u_1, u_2, \dots, u_{|U|}\}$ merupakan kumpulan objek yang terbatas dan tidak kosong, $A = \{a_1, a_2, \dots, a_{|A|}\}$ adalah kumpulan atribut terbatas dan tidak kosong, $V = \bigcup_{a \in A} V_a$, V_a adalah domain (set nilai) dari atribut a , $f: U \times A \rightarrow V$ adalah fungsi informasi yang sedemikian rupa sehingga $f(u, a) \in V_a$, $(u, a) \in U \times A$ untuk setiap, dan disebut fungsi untuk informasi (pengetahuan).

Dua elemen $x, y \in U$ pada $S = (U, A, V, f)$ dapat dikatakan sebagai B-indiscernible (indiscernible) oleh himpunan atribut $B \subseteq A$ pada S dengan syarat jika dan hanya jika $f(x, a) = f(y, a)$, untuk setiap $a \in B$ [17].

Hubungan yang tidak dapat dibedakan (*indiscernible relation*) ini disebabkan oleh himpunan atribut B , sehingga dapat dilambangkan dengan $IND(B)$, yang merupakan relasi yang ekuivalen. Hubungan ekuivalensi dapat menyebabkan partisi yang berbeda antar partisi lainnya. Partisi U yang disebabkan oleh $IND(B)$ di $S = (U, A, V, f)$ dapat dilambangkan dengan U/B dan kelas ekuivalen dalam partisi berisi U/B dan ditunjukkan dengan $[x]_B$. Misalkan, B adalah himpunan bagian dari A didalam S dan X menjadi bagian dari U , sehingga B -lower approximation dari X dapat dilambangkan dengan $\underline{B}(X)$, dan B -upper approximation dari X dapat dilambangkan $\overline{B}(X)$. Sehingga dapat didefinisikan menjadi:

$$\begin{aligned} \underline{B}(X) &= \{x \in U \mid [x]_B \subseteq X\} \text{ dan} \\ \overline{B}(X) &= \{x \in U \mid [x]_B \cap X \neq \emptyset\} \end{aligned} \quad (1)$$

Akurasi untuk aproksimasi dari setiap himpunan bagian dari $X \subseteq U$ terhadap $B \subseteq A$, dapat dilambangkan dengan $\alpha_B(X)$ dan dapat diukur menggunakan formula $\alpha_B(X) = |\underline{B}(X)| / |\overline{B}(X)|$, dimana $|X|$ melambangkan kardinalitas dari X . Setiap himpunan yang kosong \emptyset , dapat didefinisikan menjadi $\alpha_B(\emptyset) = 1$ [20]. Sehingga, $0 \leq \alpha_B(X) \leq 1$. Jika X adalah gabungan dari beberapa kelas yang ekuivalen dari U , maka $\alpha_B(X) = 1$. Himpunan X adalah himpunan yang *crisp*, dan jika X bukan merupakan

gabungan dari beberapa kelas yang ekuivalen dari U , maka $\alpha_B(X) < 1$. Himpunan X adalah *rough* (tidak jelas atau samar) terhadap B . Kesimpulannya adalah semakin tinggi akurasi aproksimasi dari himpunan bagian $X \subseteq U$ maka akan berbanding lurus tingkat presisinya dengan dirinya sendiri [21].

2.3. Limited Tolerance Relation

Definisi sistem informasi di teori *rough set* adalah dua objek memungkinkan untuk berbeda walau terdapat sedikit informasi yang hilang. Contohnya adalah jika terdapat dua objek $a = \{x, *, y, z, w\}$ dan $b = \{*, v, y, z, w\}$ yang merupakan dua objek yang mirip, tetapi kedua objek tersebut tidak memenuhi kriteria dalam *non-symmetric similarity relation*. Sehingga, untuk menanggulangi permasalahan tersebut, Wang [18] mengajukan teknik dengan nama *limited tolerance relation* yang dapat ditunjukkan dengan formula sebagai berikut:

Definition 1 (Lihat [22]). *Let $S^* = (U, A, V_*, f)$ be an incomplete information system, a subset $B \subseteq A$, and $P_B(x) = \{b \mid b \in B \wedge b(x) \neq *\}$. A binary relation L (limited tolerance relation) defined on U is given as*

$$\forall_{x,y \in U \times U} (L_B(x,y) \Leftrightarrow \forall_{b \in B} (b(x) = b(y) = *) \vee ((P_B(x) \cap P_B(y) \neq \emptyset) \wedge \forall_{b \in B} ((b(x) \neq *) \wedge (b(y) \neq *) \rightarrow (b(x) = b(y)))))) \quad (2)$$

Formula tersebut secara jelas menunjukkan bahwa, *limited tolerance relation* adalah simetris dan reflektif tetapi tidak transitif. Dalam Definisi 8 tersebut, terdapat kondisi $(b(x) \neq *) \wedge (b(y) \neq *) \rightarrow (b(x) = b(y))$ adalah ekivalen terhadap $(b(x) = *) \vee (b(y) = *) \vee (b(x) = b(y))$. Dengan demikian, dua objek tersebut hanya memenuhi kriteria tolerance relation tetapi tidak memenuhi kriteria dari *limited tolerance relation*, karena hanya memenuhi sebagian dari formula $P_B(x) \cap P_B(y) = \emptyset$.

Sehingga dapat disimpulkan bahwa, dua objek dapat dikatakan memenuhi kriteria dalam *limited tolerance relation* jika terdapat pada salah satu dari dua keadaan. Keadaan pertama yaitu, jika semua nilai atribut dari kedua objek tersebut adalah hilang atau kosong. Dan yang kedua adalah jika terdapat minimal satu atribut yang memiliki nilai yang umum untuk kedua objek tersebut dan kedua objek memiliki nilai yang sama untuk atribut tersebut. Formula *limited tolerance class* dapat di tuliskan sebagai berikut:

Definition 2. *Let $S^* = (U, A, V_*, f)$ be an incomplete information system and a subset $B \subseteq A$. The limited tolerance class is defined as $I_B^L(x) = \{y \mid y \in U \wedge L_B(x,y)\}$.*

Formula untuk menentukan *lower approximation* dan *upper approximation* untuk objek x berdasarkan pada *limited tolerance class* ditunjukkan di Definition 10.

Definition 3. *The lower approximation and the upper approximation of an object x based on the limited tolerance class $I_B^L(x)$ are respectively defined as*

$$D_L^B = \{x \mid x \in U \wedge I_B^L(x) \cap D \neq \emptyset\}$$

and

$$D_B^L = \{x \mid x \in U \wedge I_B^L(x) \subseteq D\} \quad (3)$$

Example 1. Tabel 1 berikut adalah sebuah system informasi yang tidak lengkap, k_1, k_2, \dots, k_{10} adalah kumpulan objek, a_1, a_2, a_3, a_4 adalah kumpulan kondisi atribut, yang mana domainnya mempunyai nilai $\{0, 1, 2, 3\}$. Sedangkan d adalah atribut keputusan (*decision attribute*) yang mempunyai nilai domain $\{\theta, \alpha\}$, dan masing masing domain mempunyai himpunan: $\theta = \{k_1, k_2, k_4, k_7, k_{10}\}$ and $\alpha = \{k_3, k_5, k_6, k_8, k_9\}$.

Table 1. Contoh sistem informasi yang tidak lengkap yang ditampilkan dalam bentuk table

U / A	a_1	a_2	a_3	a_4	d
k_1	2	1	2	0	θ
k_2	1	1	3	1	θ
k_3	3	2	2	0	α
k_4	*	3	*	2	θ
k_5	*	1	*	3	α
k_6	1	1	3	0	α
k_7	1	*	*	1	θ
k_8	*	0	0	*	α
k_9	2	1	2	1	α
k_{10}	3	*	*	*	θ

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Bab ini akan membahas mengenai dataset yang dipakai serta implementasi teknik *limited tolerance relation* terhadap dataset tersebut.

3.1. Dataset

Dataset yang dipakai diperoleh dari Direktorat Sistem Informasi (SISFO), Universitas Telkom. Dataset ini merupakan data mahasiswa yang terdapat 1250 sampel dan 8 kategori atribut. Atribut yang digunakan adalah NIM, Indeks Prestasi Semester (IPS) semester 1, IPS semester 2, IPS semester 3, IPS semester 4, IPS semester 5, IPS semester 6, dan Probabilitas. Atribut yang tidak relevan dan tidak digunakan, seperti nama, jenis kelamin, alamat asal, nomor telepon, nama orang tua, asal sekolah, alamat tempat tinggal mahasiswa, dan lain-lainnya, telah dihapus. Nilai IPS mahasiswa yang hilang atau kosong dapat disebabkan dari beberapa kemungkinan, seperti mahasiswa sedang mengambil cuti semester, nilai IPS belum keluar, mahasiswa tidak terdaftar di semester tertentu, dan lain-lainnya. Atribut probabilitas merupakan representasi tingkat probabilitas kelulusan tepat waktu mahasiswa. Deskripsi lengkap dari masing-masing atribut dari dataset dapat dilihat pada Tabel 2 sebagai berikut:

Tabel 2. Deskripsi Atribut-Atribut dalam Dataset

Atribut	Deskripsi	Himpunan Nilai Atribut
NIM	NIM Mahasiswa	{1,2,3,...,1250}
IPS1	Representasi nilai IPS mahasiswa pada semester pertama	{A, AB, B, BC, C, D, E}
IPS2	Representasi nilai IPS mahasiswa pada semester kedua	{A, AB, B, BC, C, D, E}
IPS3	Representasi nilai IPS mahasiswa pada semester ketiga	{A, AB, B, BC, C, D, E}
IPS4	Representasi nilai IPS mahasiswa pada semester keempat	{A, AB, B, BC, C, D, E}
IPS5	Representasi nilai IPS mahasiswa pada semester kelima	{A, AB, B, BC, C, D, E}
IPS6	Representasi nilai IPS mahasiswa pada semester keenam	{A, AB, B, BC, C, D, E}
Probabilitas	Tingkat probabilitas kelulusan tepat waktu mahasiswa	{1,2,3,4}

Nilai IPS direpresentasikan kedalam bentuk huruf dari skor numerik (skala 4.0). Konversi skor IPS

3.2. Implementasi Limited Tolerance Relation

MATLAB versi 7.14.0.334 (R2012a) digunakan untuk mengimplementasikan teknik *limited tolerance relation*. Percobaan implementasi ini dilakukan untuk mengetahui tingkat akurasi dan waktu eksekusi yang dijalankan pada data mahasiswa Universitas Telkom.

yang digunakan merujuk kepada standar konversi yang dipakai di Universitas Telkom sebagaimana ditunjukkan pada Tabel 3 di bawah ini.

Tabel 3. Konversi Skor IPS

Rentang Skor IPS	Konversi Huruf	Kategori
3.51 – 4.0	A	Istimewa
3.01 – 3.5	AB	Sangat baik
2.51–3.0	B	Baik
2.01–2.5	BC	Sedang
1.51–2.0	C	Kurang
1.1 – 1.5	D	Sangat Kurang
0.0 – 1.0	E	Sangat Kurang Sekali

Sedangkan untuk konversi probabilitas kelulusan tepat waktu dapat ditampilkan di Tabel 4 berikut:

Tabel 4. Konversi Persentasi Probabilitas

No	Persentase Probabilitas	Konversi Angka
1	25%	1
2	50%	2
3	75%	3
4	100%	4

Tabel 5 berikut ini merupakan 10 sampel dari 1250 data yang dipakai untuk implementasi teknik ini.

Tabel 5. Sampel Dataset

NIM	IPS1	IPS2	IPS3	IPS4	IPS5	IPS6	Probabilitas
1	B	B	B	A	B	AB	3
2	A	AB	AB	*	AB	AB	4
3	*	BC	AB	B	B	B	3
4	B	AB	AB	B	AB	A	3
5	B	AB	B	A	*	A	3
6	AB	AB	B	AB	AB	AB	3
7	A	A	A	A	A	A	4
8	AB	*	C	B	AB	B	2
9	AB	AB	A	AB	AB	A	4
10	AB	AB	AB	A	*	A	4

Hasil implementasi tersebut dapat ditunjukkan pada Tabel 6 sebagai berikut.

Tabel 6. Hasil implementasi *Limited Tolerance Relation*

Teknik	Akurasi (%)	Waktu Eksekusi (s)
Limited Tolerance Relation	96.04	3.1830

4. KESIMPULAN

Perkembangan teori *rough set* maupun teori *soft set* sudah sangat pesat yang dapat digunakan untuk menangani informasi yang samar atau *fuzzy*. Kedua teori tersebut telah diterapkan untuk menyelesaikan masalah nyata dalam yang diimplementasikan dalam bentuk teori maupun praktik. Apalagi dengan adanya *extension* dari teori *rough set* agar mampu menangani sistem informasi yang tidak lengkap, salah satunya adalah teknik *limited tolerance relation*. Penelitian ini telah membuktikan bahwa teknik tersebut telah berhasil menangani sistem informasi yang tidak lengkap. Ketika diimplementasikan pada data mahasiswa, teknik tersebut dapat mencapai akurasi 96.04 % dengan waktu eksekusi 3.1830 detik. Sehingga dapat disimpulkan bahwa, dengan teknik *limited tolerance relation*, data yang tidak lengkap atau kosong tetap dapat diproses tanpa harus menghapusnya sehingga tidak mengurangi jumlah sampel data.

5. DAFTAR PUSTAKA

- [1] C. Romero and S. Ventura, "Educational data mining: A survey from 1995 to 2005," *Expert Syst. Appl.*, vol. 33, no. 1, pp. 135–146, 2007.
- [2] S. Kotsiantis, C. Pierrakeas, and P. Pintelas, "Predicting Students' performance In Distance Learning Using Machine Learning Techniques," *Appl. Artif. Intell.*, vol. 18, no. 5, pp. 411–426, 2004.
- [3] S. K. Yadav and S. Pal, "Data mining: A prediction for performance improvement of engineering students using classification," *arXiv Prepr. arXiv1203.3832*, 2012.
- [4] S. Pal, "Mining educational data to reduce dropout rates of engineering students," *Int. J. Inf. Eng. Electron. Bus.*, vol. 4, no. 2, p. 1, 2012.
- [5] S. Borkar and K. Rajeswari, "Predicting students academic performance using education data mining," *IJCSMC Int. J. Comput. Sci. Mob. Comput. ISSN*, pp. 273–279, 2013.
- [6] S. K. Yadav, B. Bharadwaj, and S. Pal, "Mining Education data to predict student's retention: a comparative study," *arXiv Prepr. arXiv1203.2987*, 2012.
- [7] B. Minaei-Bidgoli, D. A. Kashy, G. Kortemeyer, and W. F. Punch, "Predicting student performance: an application of data mining methods with an educational web-based system," in *Frontiers in education, 2003. FIE 2003 33rd annual*, 2003, vol. 1, p. T2A--13.
- [8] B. P. Bunting, G. Adamson, and P. K. Mulhall, "A Monte Carlo examination of an MTMM model with planned incomplete data structures," *Struct. Equ. Model.*, vol. 9, no. 3, pp. 369–389, 2002.
- [9] M. R. Chmielewski, J. W. Grzymala-Busse, N. W. Peterson, and S. Than, "The rule induction system LERS-a version for personal computers," *Found. Comput. Decis. Sci.*, vol. 18, no. 3–4, pp. 181–212, 1993.
- [10] Z. Pawlak, "Rough sets," *Int. J. Comput. Inf. Sci.*, vol. 11, no. 5, pp. 341–356, 1982.
- [11] D. Molodtsov, "Soft set theory—first results," *Comput. Math. with Appl.*, vol. 37, no. 4–5, pp. 19–31, 1999.
- [12] E. Sutoyo, I. T. R. Yanto, R. R. Saedudin, and T. Herawan, "A soft set-based co-occurrence for clustering web user transactions," *Telkomnika (Telecommunication Comput. Electron. Control.*, vol. 15, no. 3, 2017.
- [13] I. T. R. Yanto, M. A. Ismail, and T. Herawan, "A modified Fuzzy k-Partition based on indiscernibility relation for categorical data clustering," *Eng. Appl. Artif. Intell.*, vol. 53, pp. 41–52, 2016.
- [14] Z. Pawlak, "Some remarks on conflict analysis," *Eur. J. Oper. Res.*, vol. 166, no. 3, pp. 649–654, 2005.
- [15] E. Sutoyo, M. Mungad, S. Hamid, and T. Herawan, "An efficient soft set-based approach for conflict analysis," *PLoS One*, vol. 11, no. 2, 2016.
- [16] Z. Kong, L. Gao, L. Wang, and S. Li, "The normal parameter reduction of soft sets and its algorithm," *Comput. Math. with Appl.*, vol. 56, no. 12, pp. 3029–3037, 2008.
- [17] M. A. T. Mohammed, W. M. W. Mohd, R. A. Arshah, M. Mungad, E. Sutoyo, and H. Chiroma, "ANALYSIS OF PARAMETERIZATION VALUE REDUCTION OF SOFT SETS AND ITS ALGORITHM," *Int. J. Softw. Eng. Comput. Syst.*, vol. 2, no. 1, pp. 51–57, 2016.
- [18] G. Wang, "Extension of rough set under incomplete information systems," in *Fuzzy Systems, 2002. FUZZ-IEEE'02. Proceedings of the 2002 IEEE International Conference on*, 2002, vol. 2, pp. 1098–1103.
- [19] M. Kryszkiewicz, "Rough set approach to incomplete information systems," *Inf. Sci. (Ny).*, vol. 112, no. 1, pp. 39–49, 1998.
- [20] M. Kryszkiewicz, "Rules in incomplete information systems," *Inf. Sci. (Ny).*, vol. 113, no. 3, pp. 271–292, 1999.
- [21] J. Zhou and X. Yang, "Rough set model based on hybrid tolerance relation," in *International Conference on Rough Sets and Knowledge Technology*, 2012, pp. 28–33.
- [22] J. Stefanowski and A. Tsoukiàs, "On the extension of rough sets under incomplete information," in *International Workshop on Rough Sets, Fuzzy Sets, Data Mining, and Granular-Soft Computing*, 1999, pp. 73–81.