

Pengembangan *Graph Mining* untuk Prediksi Jaringan Kerja Sistem Pembayaran dalam *Real Time Gross Settlement* Berbasis *Clearing House*

Saiful Bukhori¹, Mochamad Hariadi², I Ketut Eddy Purnama³, Mauridhi Heri Purnomo⁴

Abstract: This research develops the settlement mechanism in the Real Time Gross Settlement using so called clearing house through a serious game method. In this approach banks are represented as nodes that do the settlement process according to the simple rules. Moreover, the graph mining approach is used for predicting the activity networks on those banks. As the result, for constant nodes indicate that the more the activity networks among banks are available, the more the activity networks can be identified. Furthermore, the smaller the differences among the bank health's level are, the greater the network activities can be identified. This behavior is a consequence of chosen fixed point assumption.

Keywords: Real Time Gross Settlement, clearing house, settlement, activity network prediction, graph mining, serious game.

Pendahuluan

Penelitian ini menyajikan *graph mining* untuk menggali informasi dalam sistem pembayaran *Real Time Gross Settlement (RTGS)*, terutama dirancang untuk mensimulasikan bagaimana jaringan antar bank dapat meningkatkan nilai likuiditas pada kondisi kritis. Penelitian ini menawarkan kontribusi metodologis, mengungkapkan bagaimana pendekatan pemodelan yang di terapkan pada sistem lain seperti pada permasalahan jaringan sosial (Liben-Nowell dan Kleinberg [10]) dan relasional data (Taskar *et al.* [16]) dapat digunakan untuk mempelajari resiko sistemik dalam sistem pembayaran.

Prediksi jaringan kerja dalam RTGS berbasis *Clearing house* untuk proses *settlement* adalah permasalahan yang relatif baru, karena pada penelitian sebelumnya kebanyakan menggunakan mekanisme RTGS secara umum, sebagai contoh metode eksplorasi berbasis agen untuk analisis sistem pembayaran (Arciero *et al.* [2]). Penelitian ini menggambarkan bagaimana jaringan kerja antar bank dalam sistem pembayaran dapat terbentuk.

Pendeteksian jaringan kerja adalah teknik penyelesaian dengan menggunakan matematika dan statistika

yang dapat diterapkan pada berbagai macam permasalahan bisnis (Fioretti [6]) juga pada permasalahan sosial (Liben-Nowell dan Kleinberg [10]). Hasil pengujian secara empiris yang dilakukan pada penelitian Liben-Nowell dan Kleinberg [10] menunjukkan bahwa terdapat dua kelas jaringan kerja yang dapat dideteksi yaitu jaringan yang tersembunyi dan jaringan yang nampak yang memiliki perbedaan yang signifikan pada *graph* yang terbentuk.

Tujuan penelitian adalah mengembangkan *graph mining* untuk memprediksi jaringan kerja sistem pembayaran dalam RTGS berbasis *clearing house*. *Clearing house* merupakan mekanisme yang disediakan pada pemakai barang, jasa dan/atau informasi dihubungkan dengan suatu mediator. Pada sistem perbankan *clearing house* merupakan mekanisme dimana cek dan rekening dipertukarkan di antara bank anggota untuk transfer hanya bila uang tunai netto seimbang (NACHA [11]). Penelitian dilakukan dengan mendesain model jaringan kerja dalam bentuk *graph* dan memodelkan data dengan melibatkan semua variabel yang berpengaruh untuk menemukan relasi antar bank. *Graph* yang dihasilkan pada *graph mining* dianalisis dan dihubungkan dengan perilaku titik tetap pada model data untuk mengidentifikasi kondisi kritis yang dapat menimbulkan resiko sistemik. Hasil pemodelan jaringan kerja dan model data diujicobakan dalam bentuk *serious game*. *Serious game* merupakan *game* yang tidak hanya sekedar hiburan tetapi memiliki nilai kebenaran yang sering kali dihubungkan dengan pendidikan melalui pembelajaran dari konsep baru atau keahlian (Hackathorn [7]).

^{1,2,3,4}Fakultas Teknologi Industri, Jurusan Teknik Elektro, Institut Teknologi Sepuluh Nopember. Kampus Keputih Sukolilo Surabaya 60111. Email: saiful@elect-eng.its.ac.id, mochar@ee.its.ac.id, ketutedi@elect-eng.its.ac.id, hery@ee.its.ac.id

¹Fakultas Teknik, Jurusan Teknik Elektro, Universitas Jember. Jl. Kalimantan 37, Jember 68121.

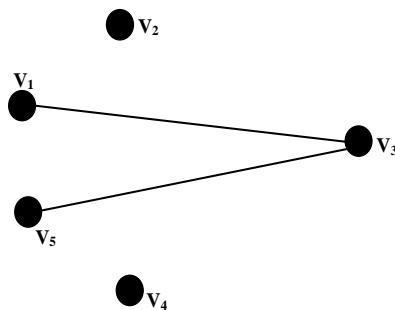
Naskah masuk 29 September 2009; revisi1 20 Oktober 2009; revisi2 20 Desember 2009 diterima untuk dipublikasikan 4 Februari 2010.

Metode Penelitian

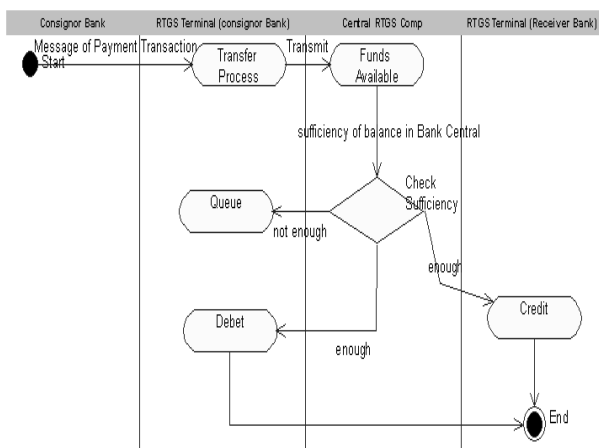
Jaringan kerja bank terdiri dari sekelompok bank dan koneksitasnya. Koneksitas ini berupa jaringan kerja secara finansial yang menyiratkan hubungan antara dua bank. Bagian ini membahas teori yang melandasi pemodelan *graph mining* untuk prediksi jaringan kerja sistem pembayaran dalam RTGS berbasis *clearing house* antara lain adalah teori *graph*, mekanisme RTGS dan pendekatan berbasis agen.

Teori Graph

Jaringan kerja antar bank untuk proses *settlement* direpresentasikan dengan *graph*. *Graph* terdiri dari sekumpulan titik V (*vertices*) dan sekelompok busur E (*edge*) yang dapat dituliskan $G = \{V, E\}$. Titik pada penelitian ini merepresentasikan bank sedangkan busur merepresentasikan jaringan kerja antar bank. Busur e ($e \in E$) adalah sekelompok relasi dua titik dari sekelompok V . Contoh apabila terdapat $V = \{v_1, v_2, v_3, v_4, v_5\}$ dan $E = \{e_1, e_2, e_3, e_4, e_5\}$ dapat ditulis $E = \{(v_1, v_3), (v_3, v_5)\}$ apabila $e_1 = (v_1, v_3)$ dan $e_2 = (v_3, v_5)$. Contoh tersebut identik dengan jaringan kerja yang terdiri dari lima bank yang diberi label v_1, v_2, v_3, v_4 dan v_5 . Jaringan kerja yang terbentuk adalah antara v_1 dan v_3 juga antara v_3 dan v_5 seperti pada Gambar 1.



Gambar 1. *Graph* dengan lima titik dan dua busur



Gambar 2. Diagram aktivitas transaksi dasar RTGS (*European Central Bank* [5])

Real Time Gross Settlement (RTGS)

RTGS dalam ekonomi modern berfungsi memperlancar kegiatan perekonomian. Transaksi tunai secara terus menerus mengalami penurunan. Konsumen dan perusahaan secara umum mengatasi kewajiban keuangannya melalui bank-bank atau perantara keuangan lain dengan bantuan beberapa instrumen seperti *check*, *money order* dan *electronic transfers* (*BANK for International Settlements* [4]).

Aktivitas transaksi RTGS terus meningkat, kompleksitas teknis dan fungsionalitasnya juga semakin meningkat. Sistem pembayaran secara keseluruhan masuk pada proses yang terintegrasi, menghasilkan keputusan awal untuk transfer dana imbalan ke Bank Central untuk memenuhi proses *settlement* dan dilanjutkan ke bank pemegang *account* (*European Central Bank* [5]), seperti ditunjukkan pada Diagram Aktifitas Gambar 2.

Mekanisme transaksi RTGS yang ditunjukkan pada Gambar 2 dimulai dengan peserta pengirim memesan transaksi pembayaran ke pusat pengelolaan sistem RTGS di Bank Central untuk proses *settlement*. Informasi pembayaran akan diteruskan secara otomatis dan elektronik ke peserta penerima apabila proses *settlement* berjalan sukses. Keberhasilan proses *settlement* tergantung pada kecukupan nilai saldo di Bank Central. Kondisi ini terjadi karena sistem RTGS hanya memperkenankan peserta mengkredit peserta lain.

Operasi dengan nilai besar merupakan sumber potensial terjadinya resiko sistemik, oleh karena itu sebaiknya selalu dikontrol. Pertengahan tahun 1990 sistem pembayaran di dunia banyak mengadopsi paradigma RTGS (*BANK for International Settlements*, [4]).

Model RTGS berdasarkan penempatan peserta teknis *cash accounts*, dapat digolongkan menjadi tiga (*European Central Bank* [5]) yaitu: (a) *Interface model*: Partisipan *account* pada model ini menjadi bagian sistem yang terpisah (di luar lingkungan RTGS), penyelesaian akhir dilakukan dalam lingkungan Bank Central, (b) *Integrated model*: Penyelesaian *account* partisipan diadakan di SSS (*Securities Settlement Systems*). SSS dapat mengoperasikan masukan secara langsung dalam *account* yang resmi yang diakui dalam buku Bank Central, sehingga dari perspektif hukum, klaim terhadap keseimbangan dilakukan di Bank Central. NCB (*National Central Banks*) membagikan semua aktivitas pengolahan yang terkait SSS atas nama Bank Central, (c) *Memorandum model*: rekening *prefunded* partisipan pada model ini menggunakan penyelesaian kas *account* pada SSS. Model ini

merupakan gabungan kedua model sebelumnya *interface model* dan *integrated model*.

Bank Central memainkan dua peran dalam sistem *settlement* yaitu sebagai pengawas dan operator. Bank Central bertanggung jawab mengembangkan stabilitas keuangan, dan mempelajari resiko sistemik untuk mencegah gangguan yang mungkin terjadi dan memperkecil konsekuensi yang akan terjadi.

Jaringan Bank dengan Pendekatan Berbasis Agen

Konstruksi model simulasi berskala besar untuk sistem *settlement* dilakukan dengan membangun algoritma khusus (*ad hoc algorithm*). Arus deterministik pembayaran diterima sebagai masukan dan digunakan untuk membentuk aturan operasional (Fioretti [6]). Perilaku bank dibuat mampu meningkat sesuai dengan aturan yang telah ditentukan. Simulator Bank negara Finlandia secara luas digunakan untuk mengevaluasi fungsionalitas sistem pembayaran dengan nilai yang besar di bawah kondisi yang penuh tekanan (Baglioni et al. [3]).

Pemodelan sistem pembayaran dengan nilai yang besar pada kondisi yang penuh tekanan akan lebih fleksibel bila perilaku bank tidak hanya mengacu pada aturan yang telah ditentukan, oleh karena itu pada perkembangan saat ini diperkenalkan pemodelan berbasis agen. Bank-bank dilihat sebagai aktifitas agen-agen yang bergerak secara bebas, sistem meningkat sebagai akibat interaksi mereka. *Intelligent adaptation* dalam beberapa hal dapat mengubah skenario yang diijinkan (Fioretti [6]), sehingga dengan kemampuan merubah skenario yang diijinkan tersebut akan meningkatkan kemampuan agen untuk beradaptasi dengan lingkungan sehingga dapat membuat sebuah keputusan yang optimal.

Penelitian ini menggunakan pendekatan berbasis agen karena pendekatan ini akan bekerja dengan jangka waktu yang cepat, terutama pada aktivitas yang membutuhkan kecepatan (Fioretti, [6]). Himpunan dari strategi yang tersedia digambarkan dalam bahasa teori permainan (Arciero et al. [2]).

Jaringan kerja bank terhubung dalam suatu hubungan yang kompleks. Hubungan ini kadang memperkuat, kadang memperlemah sebagai akibat posisi dan perilaku individu juga pengaruh lingkungan. Pemodelan pada penelitian ini menggunakan notasi-notasi huruf (A, B, C,...) untuk mewakili titik-titik atau *participant bank* dari *clearing house*, sedangkan untuk menunjukkan busur atau jaringan kerja yang dapat dibentuk menggunakan notasi angka (1, 2, 3, ...).

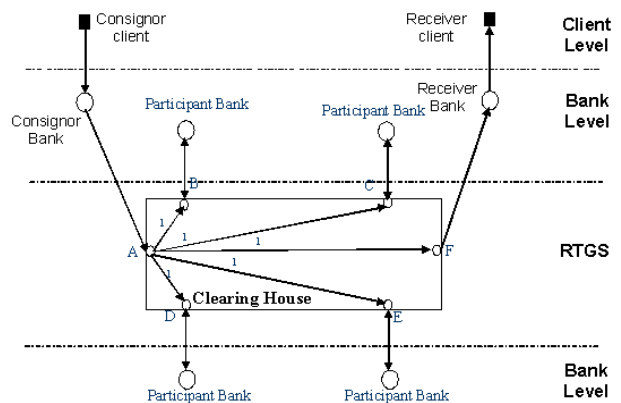
Pemodelan Jaringan Kerja

Bagian berikut mengembangkan model jaringan kerja dalam rangka penyelesaian proses *settlement* dalam sistem pembayaran RTGS berbasis *clearing house*. Mekanisme transaksi sistem pembayaran RTGS secara umum dilakukan dengan cara peserta pengirim mengirimkan pesan transaksi pembayaran ke pusat manajemen sistem RTGS pada Bank Central untuk proses *settlement*. Model yang dikembangkan pada penelitian ini adalah proses *settlement* dikelola oleh *Clearing house*.

Mekanisme yang terjadi pada *Clearing house* adalah seorang pengirim dapat melakukan transaksi pengiriman melalui *Consignor Bank* yang memiliki kanal pada *Clearing house* dilanjutkan ke penerima melalui *Receiver Bank* seperti pada Gambar 3.

Proses *settlement* secara umum tergantung pada kecukupan nilai saldo rekening bank pengirim di Bank Central. Nilai kecukupan pada penelitian ini dipenuhi dari bank lain yang merupakan *Participant Bank* pada *clearing house* atau meminjam dari pasar uang yang disediakan *clearing house* untuk memenuhi proses *settlement*. Keputusan pemenuhan dari beberapa bank lain atau dari pasar uang tergantung dari informasi yang didapat dari agen yang ada pada *clearing house* untuk membentuk jaringan kerja.

Prediksi jaringan kerja secara umum dapat didekati menggunakan dua metode yang terpisah (tetapi saling melengkapi) yaitu metode analisis *relational* (atau analisis *topological*) dan analisis fitur (Liben-Nowell dan Kleinberg [10]). Metode pertama menguji ketidak seimbangan struktur *graph* yang cenderung menuju ke posisi seimbang (contoh: dua bank yang mempunyai kecenderungan banyak rekan kerja seharusnya secepatnya dipertemukan). Cara yang kedua lebih meneliti isi komunikasi diantara para



Gambar 3. RTGS berbasis *Clearing house* (Arciero et al. [2] dikembangkan)

individu untuk mencari ketertarikan minat. Penelitian ini berkonsentrasi pada metode pertama yaitu memprediksi jaringan kerja dengan menggunakan *graph* dan tidak menghiraukan isi dari komunikasi. Metoda ini dipilih agar konsentrasi hanya pada satu bagian permasalahan dan melaksanakan penelitian secara terperinci pada satu permasalahan. Teori *graph* secara murni tentu akan menghasilkan akurasi yang kurang bila dibandingkan dengan menggunakan kombinasi keduanya yaitu teori *graph* dan analisis isi, tetapi penggunaan teori *graph* secara murni masih layak untuk menganalisa jaringan yang tidak tersedia isi.

Teknik prediksi jaringan menggunakan matrik dalam membentuk *Graph* untuk menentukan jaringan kerja baru yang akan terbentuk. Jaringan kerja baru akan terbentuk pada suatu titik yang memiliki sudut derajat yang tinggi dibandingkan dengan titik yang memiliki sudut derajat yang rendah (Leskovec et al. [9]). Sudut derajat pada penelitian ini terkait dengan nilai hasil analisis kondisi kesehatan bank menggunakan metode CAMEL (*capital, assets, management, earnings dan liquidity*); Almilia dan Herdiningtyas [1]; dari kedua bank yang akan membentuk jaringan kerja.

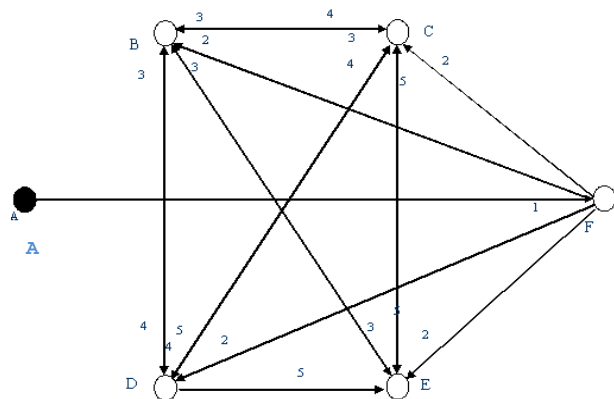
Penelitian sebelumnya yang meneliti tentang prediksi jaringan antara lain adalah Popescul dan Ungar [12] meneliti sistem prediksi kutipan menggunakan metode regresi logistik terstruktur. Penelitian tersebut memprediksi pola jaringan *query* pada relasional *database*, termasuk *join, selection dan agregation*. Taskar et al. [16] menggunakan *relational model* Markov untuk mempelajari pola kelompok transitivitas halaman *web* dan *hiperlink*. Kedua sistem prediksi ini mencakup atribut-atribut titik (contoh: teks halaman *web*) yang merupakan tambahan fitur *relational*. Popescul dan Ungar [13] meningkatkan prediksi jaringan dari dokumen dengan menggunakan pengelompokan (*clustering*). Penelitian tersebut meningkatkan akurasi model sebelumnya yang tidak menggunakan *clustering* rata-rata 4%. Zhou dan Scholkopf [17] melakukan pendekatan tiga permasalahan *graph* yang terkait yaitu klasifikasi, ranking dan prediksi jaringan. Peneliti tersebut mendefinisikan persamaan diskrit pada *graph*, kemudian menggeser regularisasi dari kasus kontinu ke data *graph*. Penelitian ini tidak melakukan pengujian secara empiris tetapi memodelkan secara matematis.

Prediksi jaringan pada penelitian ini digunakan untuk menentukan terbentuknya jaringan kerja baru yang muncul dalam sistem pembayaran RTGS berbasis *Clearing house* untuk memenuhi *settlement*. Sebagai contoh bank pengirim A akan memenuhi

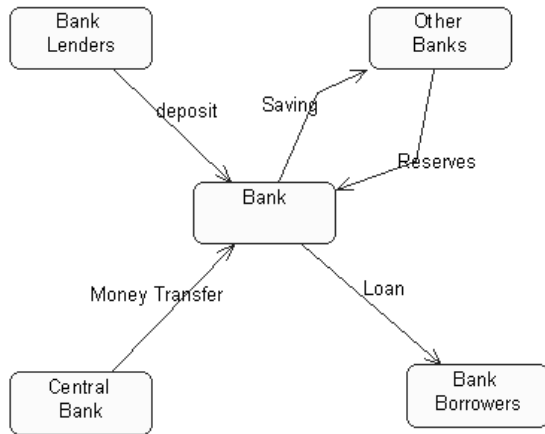
nilai kecukupan dengan cara membentuk *Graph* mulai dari F kemudian B dilanjutkan dengan ke C, D dan E ($A \rightarrow F \rightarrow B \rightarrow C \rightarrow D \rightarrow E$) atau $A \rightarrow F \rightarrow C \rightarrow B \rightarrow D \rightarrow E$ atau $A \rightarrow F \rightarrow D \rightarrow C \rightarrow B \rightarrow E$ atau kemungkinan pola yang lainnya seperti pada Gambar 4 sampai terpenuhi nilai kecukupannya berdasarkan informasi *intelligent agent* terdistribusi.

Tema yang dominan dalam komunitas kecerdasan buatan saat ini adalah *distributed intelligence* atau desentralisasi pengambilan keputusan. Desentralisasi dideskripsikan sebagai cara untuk memahami sistem yang kompleks seperti: *ant colonies, flocks of birds, traffic, economic markets, evolution dan immune systems* (Resnick [14]).

Penelitian ini mengadopsi paradigma desentralisasi untuk memodelkan sistem jaringan kerja. Komponen utamanya adalah agen-agen adaptif yang terdiri dari lima agen yaitu *Saving Agent, Reserves Agent, Loan Agent, Deposit Agent dan Money Transfer Agent* seperti pada Gambar 5. *Saving Agent* berfungsi memberikan informasi tentang besarnya pengaruh untuk menyimpan uang yang dimiliki ke bank lain berdasarkan hasil analisis kondisi kesehatan kedua bank. *Reserves Agent* berfungsi memberikan informasi tentang besarnya pengaruh untuk mengambil cadangan uang yang dimiliki di bank lain berdasarkan hasil analisis kondisi kesehatan kedua bank. *Loan Agent* berfungsi memberikan informasi tentang besarnya pengaruh untuk meminjamkan uang yang dimiliki kepada bank lain berdasarkan nilai hasil analisis kondisi kesehatan kedua bank. *Money Transfer Agent* berfungsi untuk memberikan informasi tentang besarnya pengaruh untuk menggunakan deposit yang ada di Bank Central. *Deposit Agent* berfungsi memberikan informasi besarnya pengaruh untuk meminjam uang dari bank lain berdasarkan hasil analisis kondisi kesehatan kedua bank.



Gambar 4. Probabilitas *graph* yang dibentuk dari enam bank peserta



Gambar 5. Keputusan bank berdasarkan informasi lima agen

Pemodelan Data

Pemodelan data melibatkan analisis atribut untuk menemukan relasi antar bank. Prediksi jaringan kerja yang akan dibentuk melibatkan relasi yang ditemukan pada variabel y (dua titik akan membentuk jaringan kerja yang baru tergantung dari nilai variabel b dan variabel x pada persamaan 1). Ada beberapa teknik yang dapat digunakan untuk menyelesaikan permasalahan ini antara lain adalah regresi linear, regresi logistik, jaringan Bayesian dan *clustering*. Hosmer dan Lemeshow [8] merekomendasikan regresi logistik sebagai metoda yang sesuai untuk data biner. Dasar untuk memprediksi y pada persamaan regresi logistik seperti pada persamaan 1.

$$y = b_0 + b_1x_1 + b_2x_2 + \dots + b_nx_n \tag{1}$$

x_1, x_2, \dots, x_n pada penelitian ini merupakan variabel penduga, dalam hal ini adalah bank yang akan membentuk jaringan kerja. Koefisien b_0, b_1, \dots, b_n adalah daya dukung lingkungan dalam hal ini merupakan hasil analisis kondisi kesehatan masing-masing bank yang akan terhubung dengan menggunakan metode CAMEL (Saltzman dan Salinger [15]).

Hosmer dan Lemeshow [8] memetakan X_n ke X_{n+1} pada persamaan logistik sebagai berikut:

$$X_{n+1} = \lambda X_n (1 - X_n) \tag{2}$$

Perilaku X_n apabila digerakkan dengan jarak yang kecil dari titik tetap akan menghasilkan X_{n+1} yang kondisinya dapat di ketahui dari derivatif titik tetap yaitu dX_{n+1}/dX_n dengan persamaan:

$$dX_{n+1}/dX_n = \lambda(1 - 2X_n) \tag{3}$$

Titik tetap pada kondisi $X_n = 0$ akan menghasilkan $dX_{n+1}/dX_n = \lambda$. Titik tetap pada kondisi $X_n = \lambda - 1/\lambda$ sehingga $dX_{n+1}/dX_n = 2 - \lambda$. Slope pada titik tetap ke dua, $X_n = \lambda - 1/\lambda$, $dX_{n+1}/dX_n =$

$2 - \lambda$ menunjukkan bahwa dengan nilai λ pada $2 < \lambda \leq 3$ slope titik tetap bernilai negatif dan X_n beresilasi disekitar titik tetap dan berkonvergen, sedangkan pada $0 < \lambda \leq 1$ titik tetap pada $X_n = 0$ (disebut atraktor), pada $1 < \lambda \leq 2$ titik tetap (disebut atraktor) bernilai $X_n = \lambda - 1/\lambda$, sedangkan pada $3 < \lambda \leq 4$ titik tetap mulai beresilasi.

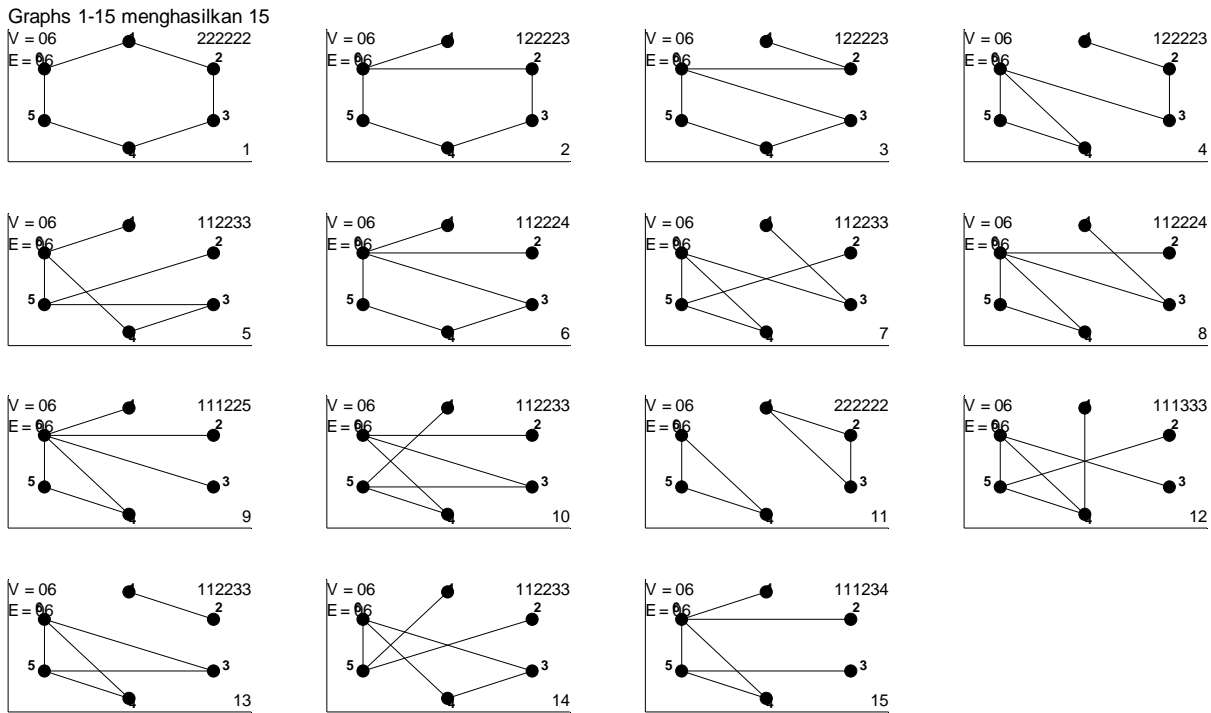
Hasil dan Pembahasan

Bagian ini memaparkan hasil dari model *graph mining* untuk memprediksi jaringan kerja sistem pembayaran RTGS yang berbasis *clearing house*. Selanjutnya, pada bagian ini akan diteliti juga kondisi sistem pembayaran tiruan untuk proses *settlement* dengan membentuk jaringan kerja antar bank. Jaringan kerja dihitung dari informasi perjalanan 5 agen (*Saving Agent, Reserves Agent, Loan Agent, Deposit Agent* dan *Money Transfer Agent*). Jaringan dihitung secara global menggunakan titik-titik pada *graph*.

Masing-masing agen bergerak secara acak dari bank yang memerlukan *settlement* menuju bank tetangga dengan membentuk jaringan kerja, tujuan pergerakan agen adalah untuk proses *settlement*. Prediksi jaringan kerja pada penelitian ini berhubungan dengan *graph* kecil yang dibentuk. Metoda ini dapat diterapkan pada *graph* yang berukuran besar dengan cara yang sama, tergantung dari ukuran memori yang tersedia. Penelitian ini mengusulkan perhitungan *graph* secara lokal. *Graph* yang dihasilkan identik dengan kerjasama dengan rekanan di sekeliling, jaringan yang dihitung menggunakan jaringan titik-titik dengan radius yang kecil. Perhitungan titik-titik dengan radius yang kecil diharapkan memerlukan titik-titik yang lebih sedikit, sehingga akan mempercepat proses. Contoh menggunakan *graph* dengan 6 *node*, 6 *edge* dan derajat 0,7 seperti Gambar 6.

Hasil uji coba dengan menggunakan jumlah node 6 dan jumlah *edge* dan derajat yang bervariasi seperti pada Tabel 1. Tabel 1 menunjukkan bahwa dengan jumlah *node* yang tetap, semakin besar jumlah *edge* yang diberikan (jaringan kerja antar bank yang disediakan) maka semakin besar jumlah *graph* yang dapat diidentifikasi. Uji coba dengan menggunakan derajat antara 0 sampai dengan 2 menghasilkan semakin kecil derajat yang diberikan semakin besar jumlah *graph* yang dapat diidentifikasi. Uji coba dengan menggunakan derajat lebih dari 2 tidak dapat mengidentifikasi *graph*.

Perilaku titik tetap dengan bermacam-macam variasi nilai λ mengambil dari sebagian data yang disesuaikan dengan model data yaitu $0 < \lambda \leq 1$, $1 < \lambda$

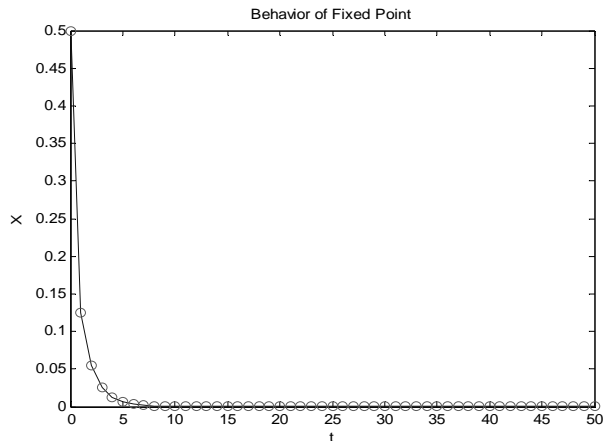


Gambar 6. Prediksi jaringan kerja menggunakan *graph mining* untuk 6 node, 6 edge dan derajat 0,7

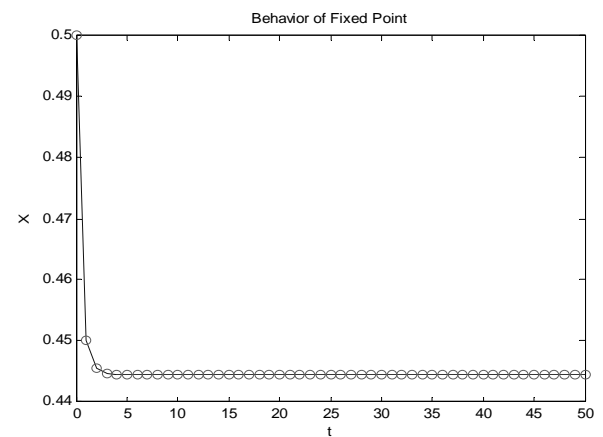
≤ 2 , $2 < \lambda \leq 3$ dan $3 < \lambda \leq 4$, menghasilkan grafik seperti pada Gambar 7 ($\lambda = 0,7$); Gambar 8 ($\lambda = 1,8$); Gambar 9 ($\lambda = 2,9$) dan Gambar 10 ($\lambda = 3,9$). Sumbu mendatar menggambarkan jumlah iterasi, sedangkan sumbu tegak menggambarkan jumlah populasi titik tetap.

Gambar 7 menunjukkan bahwa dengan menggunakan $\lambda = 0,7$; nilai x diawali dengan penurunan secara drastis dari nilai inisial menuju nilai stabil mendekati 0. Kondisi ini menunjukkan kesesuaian antara model data dengan *graph* yang dapat dideteksi menggunakan *graph mining* dimana semakin besar jumlah *edge* yang diberikan (jaringan kerja antar bank yang disediakan) maka semakin besar jumlah *graph* yang dapat dideteksi dari jaringan kerja antar bank yang seharusnya bisa terbentuk.

Gambar 8 menunjukkan dengan menggunakan $\lambda = 1,8$; nilai x diawali dengan penurunan secara drastis mulai dari nilai inisial menuju nilai stabil akan tetapi nilai kestabilan masih belum sampai pada nilai kestabilan mendekati 0, sehingga masih lebih baik dengan menggunakan $\lambda = 0,7$. Kondisi ini menunjukkan kesesuaian antara model data dengan *Graph* yang dapat dideteksi dengan menggunakan *graph mining* dimana semakin besar jumlah *edge* yang diberikan semakin besar jumlah *graph* yang dapat dideteksi, tapi jumlah *graph* yang dideteksi lebih baik dengan menggunakan nilai $\lambda = 0,7$.



Gambar 7. Perilaku titik tetap pada $\lambda = 0,7$

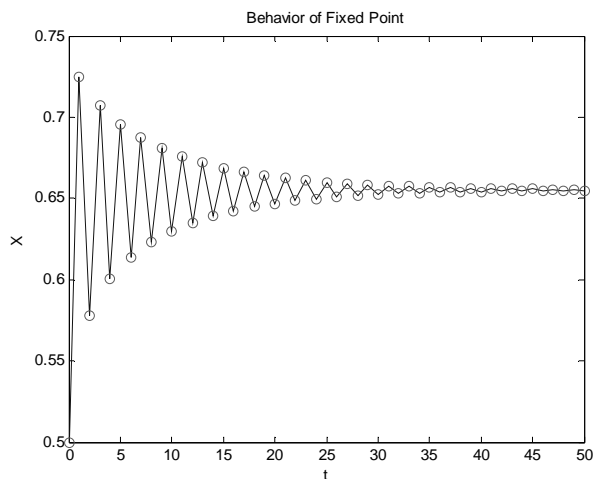


Gambar 8. Perilaku titik tetap pada $\lambda = 1,8$

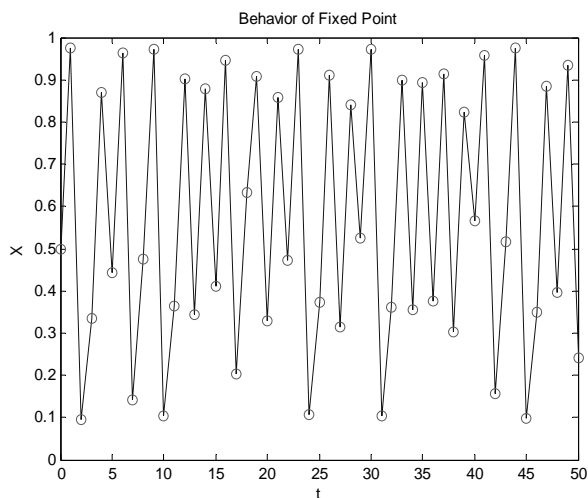
Uji coba dengan menggunakan $\lambda = 2,9$; nilai x ber-
osilasi disekitar titik tetap dan konvergen (Gambar
9). Kondisi ini menunjukkan kesesuaian antara
model data dengan *graph* yang dapat dideteksi
dengan menggunakan *graph mining* dimana tidak
ada *graph* yang dapat dideteksi dari jaringan kerja
antar bank yang seharusnya bisa terbentuk.

Uji coba dengan menggunakan $\lambda = 3,9$; nilai x mulai
berosilasi (Gambar 10). Kondisi ini menunjukkan
kesesuaian antara model data dengan *graph* yang
dapat dideteksi dengan menggunakan *graph mining*
dimana tidak ada *graph* yang dapat dideteksi dari
jaringan kerja antar bank yang seharusnya bisa
terbentuk.

Simulasi jaringan kerja bank yang dibentuk dalam
sebuah *serious game* untuk memenuhi nilai kecu-
kupan proses *settlement* pada RTGS berbasis
clearing house dengan pendekatan berbasis agen
dan menggunakan pemodelan jaringan kerja dan
pemodelan data yang sudah di desain, menampilkan



Gambar 9. Perilaku titik tetap pada $\lambda = 2,9$



Gambar 10. Perilaku titik tetap pada $\lambda = 3,9$

Tabel 1. Hasil uji coba 6 *node*, *edge* bervariasi dan derajat bervariasi

Node	Edge	Derajat	Graph	
			Terdeteksi	Seharusnya
6	5	0,7	9	15
6	6	0,7	15	21
6	7	0,7	20	24
6	8	0,7	22	24
6	5	1,8	0	15
6	6	1,8	2	21
6	7	1,8	5	24
6	8	1,8	11	24
6	5	2,9	0	15
6	6	2,9	0	21
6	7	2,9	0	24
6	5	3,9	0	15
6	6	3,9	0	21
6	7	3,9	0	24

pergerakan agen secara random yang terdiri dari
lima jenis yaitu *Saving Agent*, *Reserves Agent*, *Loan
Agent*, *Deposit Agent* dan *Money Transfer Agent* dari
bank yang memerlukan proses *settlement* menuju
bank-bank tetangga untuk membentuk jaringan
kerja. Tujuan pergerakan kelima jenis agen yang
nampak homogen tersebut adalah untuk proses
settlement.

Simulasi *serious game* yang didesain dilihat dari
sudut pandang bank yang akan melakukan proses
settlement, sehingga dari hasil simulasi ini mem-
berikan masukan kepada pihak bank yang akan
melakukan proses *settlement* untuk melakukan
kerja sama dan membentuk jaringan kerja dengan
bank yang direkomendasikan oleh *serious game*.

Simpulan

Hasil uji coba *graph mining* dan perilaku titik tetap
yang sudah dilakukan menunjukkan bahwa ada
keterkaitan antara jumlah jaringan kerja yang
ditemukan dengan perilaku titik tetap. Jaringan
kerja akan ditemukan lebih banyak apabila titik
tetap berada pada nilai stabil (ditunjukkan dengan
uji coba nilai $\lambda = 0,7$ dan nilai $\lambda = 1,8$); sebaliknya
tidak akan ditemukan jaringan kerja apabila titik
tetap berada pada kondisi berosilasi (ditunjukkan
dengan uji coba dengan menggunakan nilai $\lambda = 2,9$
dan nilai $\lambda = 3,9$).

Serious game sistem pembayaran dalam RTGS
berbasis *clearing house* yang dirancang dengan
menggunakan skenario seperti dalam pemodelan
jaringan kerja dan pemodelan data dapat mem-
berikan masukan kepada pihak bank yang akan
melakukan proses *settlement* untuk melakukan
kerja sama dan membentuk jaringan kerja dengan
bank yang direkomendasikan oleh *serious game*
untuk proses *settlement*.

Daftar Pustaka

1. Almilia, L. S., dan Herdiningtyas, W., Analisis Rasio CAMEL terhadap Prediksi Kondisi Bermasalah pada Lembaga Perbankan Periode 2000–2002, *Jurnal Akuntansi dan Keuangan*, 2005, 7(2), pp.1-27.
2. Arciero, L., Biancotti, C., D'Aurizio, L., and Impenna, C., Exploring Agent-Based Methods for the Analysis of Payment Systems: A Crisis Model for StarLogo TNG, *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, 2009, 12(12), retrieved from <http://jasss.soc.surrey.ac.uk/12/1/2.html>
3. Baglioni, A., and Monticini, A., *The Intraday Price of Money: Evidence from the e-MID Market*, 2007, mimeo Università Cattolica del S. Cuore, retrieved from <http://www.unicatt.it/Istituti/EconomiaFinanza/Quaderni/630705.pdf>.
4. BANK for International Settlements, *New Developments in Large-Value Payment Systems*, Committee on Payment and Settlement Systems, 2005, retrieved from <http://www.bis.org>.
5. European Central Bank, *The Use of Central Bank Money for Settling Securities Transaction*, European Central Bank, 2004.
6. Fioretti, G., *Financial fragility in a basic agent based model*, 2005, mimeo the University of Southampton, UK, retrieved from <http://cogprints.org/4341/1/frag.pdf>.
7. Hackathorn, R., Serious Games in Virtual Worlds: The Future of Enterprise Business Intelligence, 2007, retrieved from <http://www.b-eye-network.co.uk/view-articles/4163>.
8. Hosmer, D. W., and Lemeshow, S., *Applied logistic regression*, John Wiley & Sons, New York, 1989.
9. Leskovec, J., Kleinberg, J., and Faloutsos, Graphs over Time: Densification Laws, Shrinking Diameters and Possible Explanations, *Proceedings of the eleventh ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery in data mining*, 2005, Chicago, IL, USA, retrieved from <http://www.acm.org/sigkdd/kdd2005>.
10. Liben-Nowell, D., and Kleinberg, J., The link prediction problem for social networks, *Proceedings of the twelfth international conference on information and knowledge management*, 3-8 November 2003, pp. 556-559.
11. NACHA, *The Automated Clearing House (ACH)-Network*, 2005, NACHA-The Electronic Payments Association, retrieved from <http://www.nacha.org>.
12. Popescul, A., and Ungar, Structural Logistic Regression for Link Analysis, *Proceedings of KDD Workshop on Multi-Relational Data Mining*, 2003, Washington, DC, USA, pp. 92-106.
13. Popescul, A., and Ungar, Cluster-based Concept Invention for Statistical Relational Learning, *Proceedings of Conference Knowledge Discovery and Data Mining (KDD-2004)*, 2004, Seattle, WA, USA, pp. 665-670.
14. Resnick, M., *Turtles, Termites, and Traffic Jams*, Massachusetts Institute of Technology Press, Cambridge, 1997.
15. Saltzman, S. B., and Salinger, D., *The Accion Camel*, Accion International, USA, 1998.
16. Taskar, B., Abbeel, P., Wong, M. F., and Koller, Label and Link Prediction in Relational Data, *Proceedings of the IJCAI Workshop on Learning Statistical Models from Relational Data*, 2003, Acapulco Mexico, retrieved from http://kdl.cs.umass.edu/srl2003_upload/files/taskar-paper.pdf
17. Zhou, D., and Scholkopf, B., A regularization framework for learning from graph data, *Proceedings of Workshop on Statistical Relational Learning at International Conference on Machine Learning, Banff*, 2004, retrieved from: <http://www.cs.umd.edu/projects/srl2004/Papers/zhou.pdf>.