「研究論文」

過去の学習者履歴データを利用したeポートフォリオ・システム

ePortfolio system using past learners' history data

植野真臣

Maomi UENO

電気通信大学　大学院情報システム学研究科

University of Electro-Communications, Graduate school of information systems

〒182-8585 東京都調布市調布ヶ丘1-5-1

E-mail: ueno@ai.is.uec.ac.jp

学習コミュニティは，①多様な熟達レベルの参加者が参加し，それぞれはその貢献度によって評価され，成長のための支援を受ける，②知識やスキルを発達させるという共通目標を持つ，③「学び方」を学ぶ，④学習成果を共有できる，といった特徴を持つ．本論では，これらの特性を支援するための e ポートフォリオ推薦システムを開発した． 本システムの特徴は，1.当該学習者と類似の学習プロセスを持っており，可能な限り評価の高い学習者を推薦する,2.当該学習者と類似の学習プロセスを持つ学習者を可能な限り多様になるように選択し推薦する，が挙げられる.大学で実際に運用し，その結果について報告する.

There are four characteristics that a learning community must have: (1) diversity of expertise among its members, (2) a shared objective of continually advancing the collective knowledge and skills, (3) an emphasis on learning how to learn, and (4) mechanisms for sharing what is learned [5]. To enhance the development of learning communities, we developed an ePortfolio recommendation system. The unique features of this system are as follows: 1. The system recommends excellent other students who have similar learning histories with the user, 2. The system searches diverse others as much as possible. Namely, the system recommends excellent other students with similar learning histories to the target user but dissimilar each other. Actual trial use of the system demonstrates that the system does indeed promote learning from others, and supports sustainability of learning and deeper robust acquisition of knowledge; not superficial learning based on memorization.

キーワード: 構成主義，学習評価，e ポートフォリオ，推薦システム，相互評価

Keywords: Constructivism , Learning assessment, ePortfolio, recommendation system, Peer assessment

1 はじめに

近年，学校現場では知識注入主義から Vygotsky に代表される社会的構成主義[1]に移行しつつある．Vygotsky の「最近接発達領域」(ZPD; Zone of Proximal Development) の考え方に従えば，学習者の高次の問題解決に教師が適度に助言することにより，学習者の発達を促すことができる．このような手法を定式化したのが Bruner の「足場かけ」(Scaffolding) である[2]，[3]．「足場かけ」は，学習者がひとりで解決できないような高次の課題解決を学習者の能力に応じて支援することである．その後，「足場かけ」は認知的徒弟性の枠組みの中にも取り入れられ，重要な役割を果たしてきた． Collins ら(1989)[4]は，学校における具体的な教育法として，①モデリング(modeling)：学習者が観察・模倣できるように教師が課題遂行の成功例を見せる，②コーチング(coaching)：学習者が課題を模倣する間，教師が観察・励まし・ヒント・アドバイスなどのあらゆる学習促進を与える，③足場かけ(scaffolding)：コーチングの一部とも解釈されるが，学習者の課題実行を支援して成功に導くことであり，学習者の能力に適応的に提供される．最終的には支援は減少し，フェーディングさせる，④詳述(articulation)：学習者が自身の知識や思考を言語化し，外化する，⑤省察(reflection)：学習者が自身の遂行と他者の遂行の差異を比較できるようにする，⑥探索(exploration)：学習者自身が解決すべき問題を発見できるような段階に導く，を提案している[4]．

さらに，認知的徒弟制を実現するための有用な学習環境として，Lave and Wenger (1991) は，多様な熟達レベルの参加者がスキルについて活発に話しあったり，従事したりするインフォーマルな「実践コミュニティ」を提唱している[5]．さらに，この考え方を学校教育にあてはめて，Scardamalia and Bereiter 1994は「学習コミュニティ」という教育アプローチを提案した[6]．学習コミュニティは，①多様な熟達レベルの参加者が参加し，それぞれはその貢献度によって評価され，成長のための支援を受ける，②知識やスキルを発達させるという共通目標を持つ，③「学び方」を学ぶ，④学習成果を共有できる，といった特徴を持つ．この概念に基づき，様々な CSCL システムが開発されてきたが，同時に同一トピックを学習するメンバによって構成される学習コミュニティを支援するので，メンバの熟達レベルの多様性が小さく，他者から学び方や学習成果を学べる範囲は限定される．一方，長期間にわたり，多様な学習者の学習成果物，成績，学習日記，学習履歴などを蓄積して公開・共有する e ポートフォリオが近年，普及しつつある．e ポートフォリオは，そもそも学習者個人のリフレクションを促進するためのツールとして普及してきたが，Web サーバ上に大量に長年蓄積されてきた多様な学習者データは，学習コミュニティの特徴①～④を潜在的に兼ね備え，学習者が他者から学ぶための有用なツールとなりえる．他者からの高次の学びを誘発するために，植野ら(2011)[7]は，個人の e ポートフォリオを構造化し，ハイパーリンクでつなぐことにより，多様なパスで有用な他者情報の発見を支援する eポートフォリオ・システムを開発している．しかし，過去に蓄積されたeポートフォリオが大量になってくると対

象学習者が参照すべきものを発見することが難しくなるという問題がある．本研究では，学習コミュニティでの他者からの学びを促す eポートフォリオ推薦システムを設計・開発した．本論では，このシステムについて報告する．

2 先行研究と問題

e ラーニング分野では、これまでにも多くの推薦システムが開発されてきた．最も代表的なアプローチでは、機械学習手法や時系列モデル、オントロジー手法を用いて学習者の学力や興味に応じたコンテンツを推薦するシステムが多く開発されてきた[8]-[11]．Heinrich, Milne, and Moore, M (2009)は、課題の評価者を推薦するシステムを開発している[12]．Abel, and et. al.(2010) はｅラーニングにおける議論フォーラムを推薦するシステムを開発している[13]．

しかし、これらは本論が目的とするような学習者対象として他者そのものを推薦するものではない．Ghauth and et. al. (2009)は，他者のパフォーマンスを推薦するシステムを開発している[14]．この手法は過去に優秀な成績であった学習者を推薦するというものである．しかし，単純に評価の高い学習者を順に推薦する場合、以下の問題がある．1. 当該学習者と推薦された学習者の差異が大きすぎて認知的徒弟制に基づく模倣が実践できない場合がある，2. 類似の学習者のみが推薦され，学習コミュニティの特性である多様な他者からの学びが実践できない場合がある． これらの問題を解決するために，本論では，当該学習者と類似の学習プロセスを持つ優秀な学習者を可能な限り多様になるように推薦するｅポートフォリオ推薦システムを提案する．

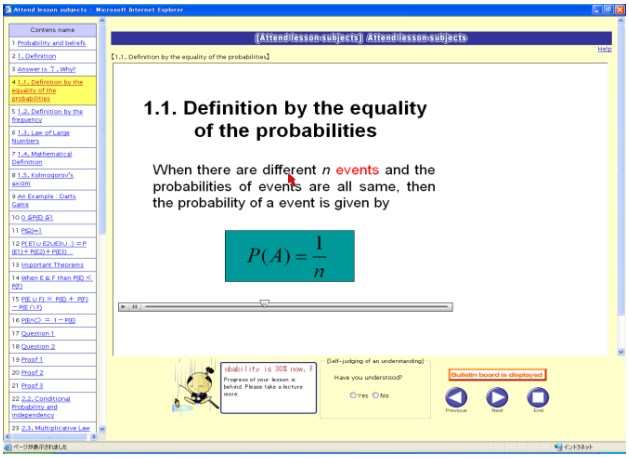

図1 “Samurai”によるeラーニング画面

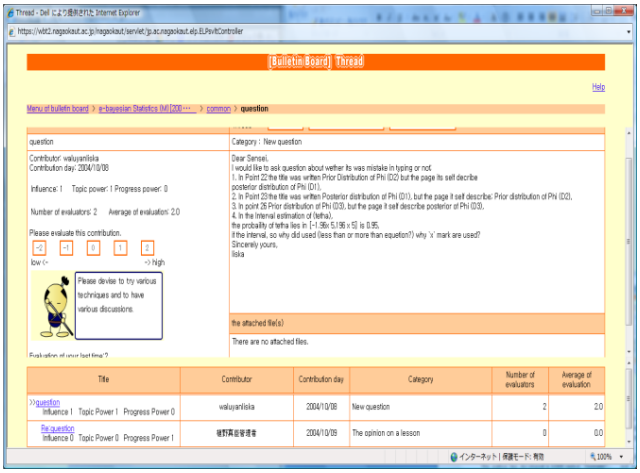

図2 “Samurai”による掲示板システム

3 LMS“Samurai”

他者から学ぶことを目標とするeポートフォリオは，eラーニングの学習形態の一つとして捉えることができる．本論で提案するeポートフォリオ・システムは，著者らが長年，開発してきたLMS(Learning Management System) “Samurai”に組み込まれる．Samuraiの構成の詳細は文献[15][16]に譲り，ここでは簡単に紹介する．LMS”Samurai”では，90分授業用コンテンツ集合（単位は「トピック(Topic)」と呼ぶ）を提示し，学習者がメニュー画面より，

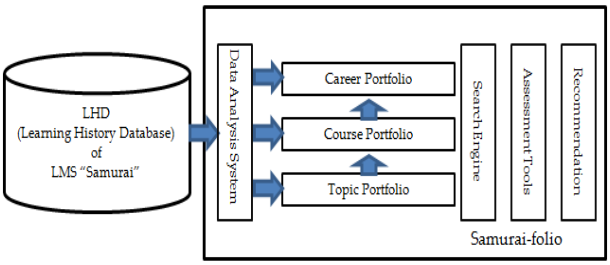

図3 “Samurai”による掲示板システム

学びたい学習コンテンツを選ぶことによって，学習を進める．これら90分授業用コンテンツを15回分作成することにより，２単位分の授業（単位を「コース(course)」と呼ぶ）となる．各コンテンツ(content)では，教師映像と①説明用テキスト画面，②説明用画像，③説明用ビデオ映像，さらに演習用テストが提示される（図１）．また，図２のように掲示板システムにより課題提出や学習者同士の議論などができる．これらへの学習者の反応，およびその所要時間はLMSにおける学習履歴データベースへ自動的に格納され，様々なデータマイング手法により解析されエージェントにより学習をファシリテーションする．

著者らは，Samuraiを用いてこれまで15年間eラーニング実践を行い，5000人以上の学習者の学習履歴データを蓄積してきた．これらの大量の学習履歴データを有効活用するために，これらを他の学習者に閲覧できるようにし，他者からの学びを誘発するeポートフォリオ・システムを開発した．

3 eポートフォリオ・システム

3.1 構成

一般にeポートフォリオは，LMSと相補的な関係にある．ここで提案されるシステムも，前述のLMS ″Samurai″と連携しており，“Samurai-folio”と呼ぶ．“Samurai-folio”の構成は図3のとおりであり，トピック・ポートフォリオ(Topic Portfolio)，コース・ポートフォリオ(Course Portfolio)，キャリア・ポートフォリオ(Career Portfolio)の三階層のデータ構造を持つ．eポートフォリオでの学習者の振る舞いは，LMS ″Samurai″により，学習履歴は統一的に蓄積・管理される．

3.2 トピック・ポートフォリオ

システムは“Samurai”で蓄積された膨大な学習履歴データから現在学んでいるコンテンツの情報を蓄積し，コンテンツ・ポートフォリオとして表示できる．その情報を集積して 90 分に対応する授業の情報を蓄積したポートフォリオが図 4 のトピック・ポートフォリオである．トピック・ポートフォリオでは，①トピック内で学習者が学習してきた学習コンテンツ名とリンク，②各コンテンツへの反応（演習問題の場合回答，学習コンテンツの場合，対応テストにより理解されているかどうかを○×で提示）③各コンテンツの学習時間，④学習回数，⑤掲示板および学習成果物が提示されている．トピック・ポートフォリオのコンテンツ名はコンテンツ・ポートフォリオにリンクされている．コンテンツ・ポートフォリオでは，各コンテンツ内容と学習者のコンテンツへの反応内容（対応するテスト問題と回答，正誤，所要時間）が提示される．また，レポートなどの学習成果物は完成前でも掲示版上（図 4 下段）に投稿でき，グループの学習者同士で協働したり議論することが可能となる．トピック・ポートフォリオ，掲示板ともにセルフ・アセスメント，ピア・アセスメントが可能であり，ピア・アセスメントの結果は評価する度に平均値が集計されて提示される．

3.2 コース・ポートフォリオ

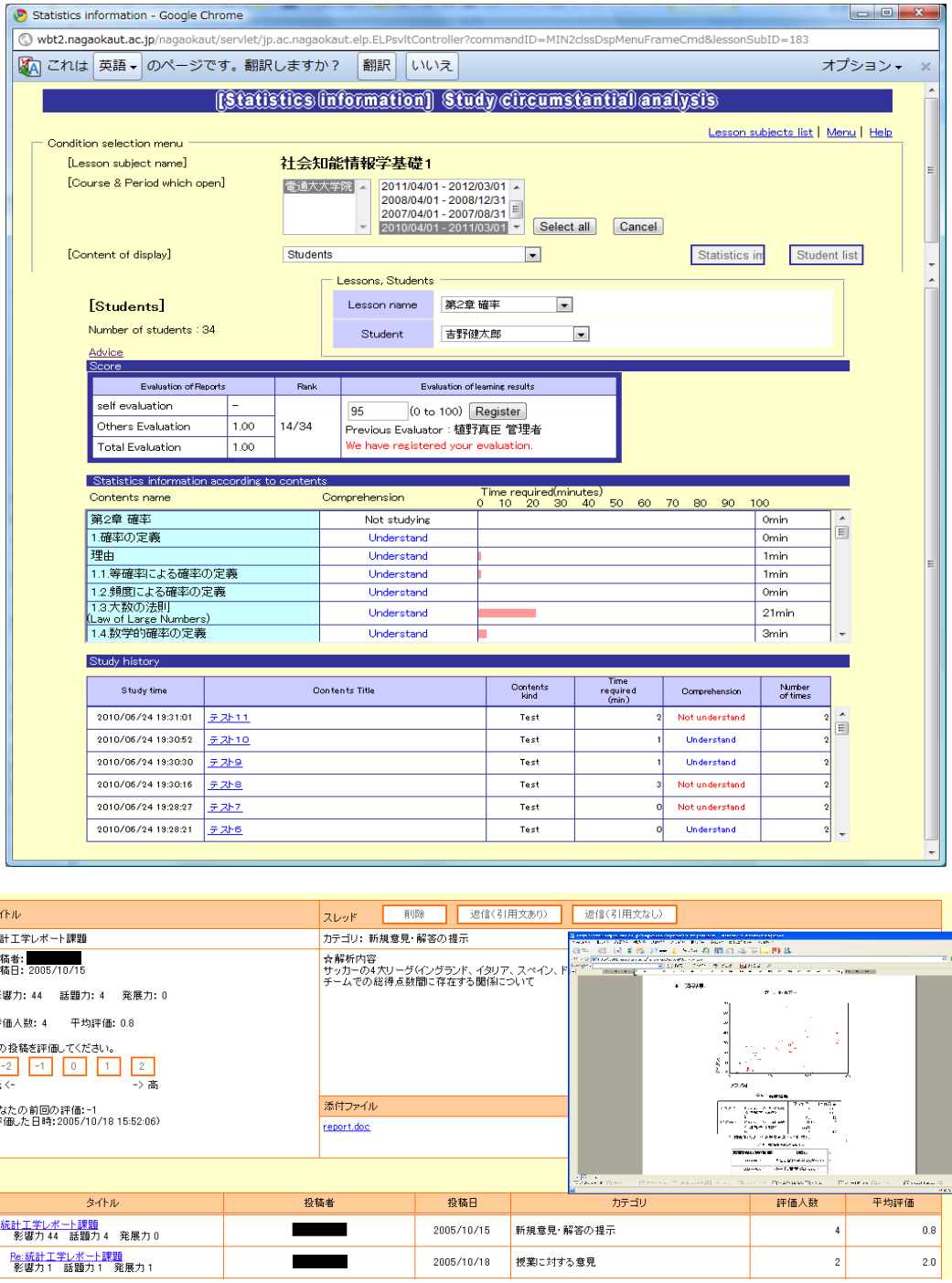

図 4 トピック・ポートフォリオ

トピック・ポートフォリオにおいて蓄積された学習成果物から最終的な成果を選択するとそれらのデータと学習履歴データ，ピア・アセスメント，セルフ・アセスメントを１つのコースに対応させて集積し，図5のコース・ポートフォリオに蓄積する．図中の左上には，コースの進捗や理解度，ピア・アセスメント，セルフ・アセスメントの平均値が他の学習者のその平均とともに提示される．また，このコースでのテスト結果の総合順位も提示されている．この

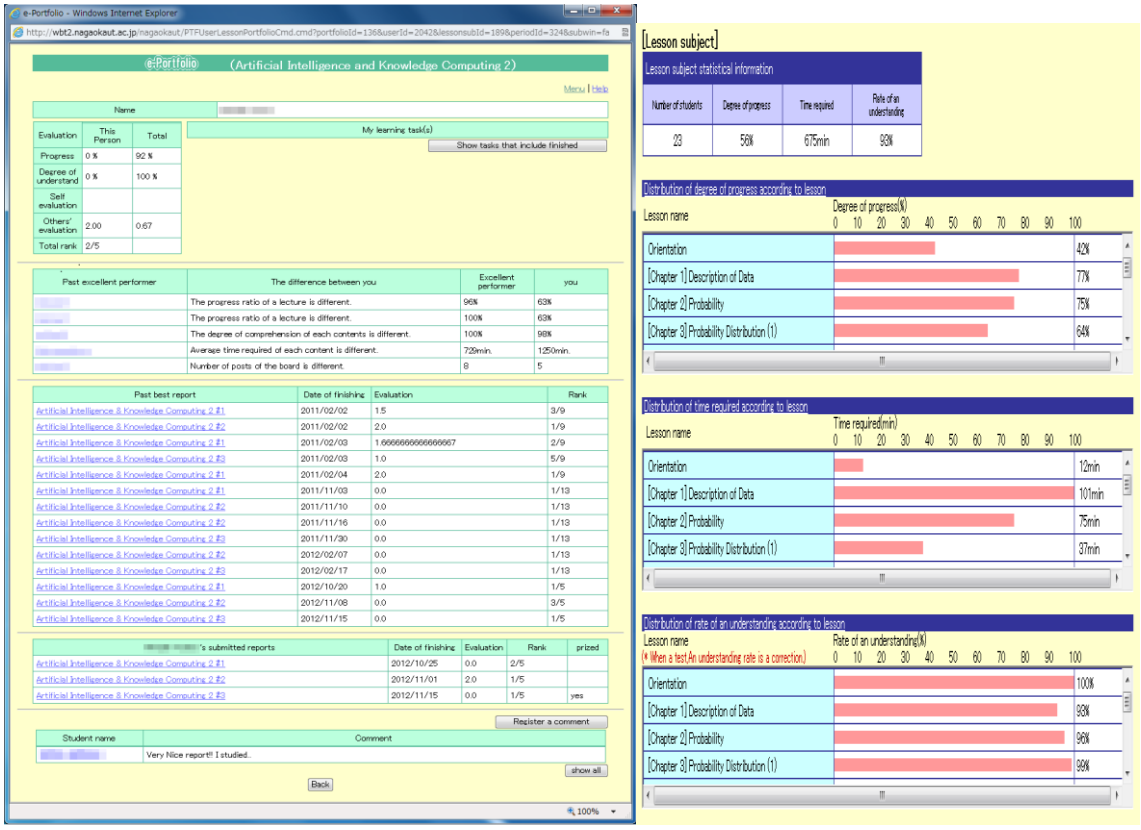

図 5 コース・ポートフォリオ

ページには，各トピックごとの進捗率，所要時間，理解率が他の学習者の平均値とともに提示され，学習者自身のリフレクションを生起できるように工夫されている（図5右）．コース・ポートフォリオは大学では学期（前期，後期，通年）における一つの授業コースに対応しており，ラーニング・ポートフォリオの上位の階層に位置し，互いにリンクされている．図5左の右上にある「私の学習課題」ではコースに対する学習目標と学習課題を学習者自身が入力し，達成度をセルフ・アセスメントで評価し，達成されたと自己評価された課題は「完了した課題」に移動させる．これにより，自己の達成を振り返り，リフレクションを促すことができる．その下にシステムが対象学習者に推薦する他者のeポートフォリオのリンクが推薦される．詳細は後述する．その下には，このコースで提出した学習成果物（最終バージョン）についてピア・アセスメントが行われた結果の平均値，その順位が提示されるとともに教師により選ばれたベストプラクティスの成果物には◎が提示される．また，同じ課題でベストプラクティスを受賞した学習成果物（過去から現在までの期間）がショーケースとしてコースでの学習者のポートフォリオ一覧に展示される（図5左の中段）．ベストプラクティスを選択するとその学習者のポートフォリオに移動し，学習成果物が提示される．ベストプラクティスの学習成果物を閲覧することにより，その受賞者のポートフォリオをより詳細に調べたりできる機会が増え，他の学習者のポートフォリオを閲覧する機会が誘発されるように設計されている．

教師には各コースの履修学習者の学習成果物のピア・アセスメントの平均値，テスト結果，eラーニングでの達成度と理解率とそれらの重み和としての最終得点が提示され，修正があれば修正値を入力する．また，コース・ポートフォリオのページ自身もピア・アセスメント，セルフ・アセスメントの対象であり，コメントも寄せられる．コメントした学習者のポートフォリオは，自動的にコメントされたページにリンクが張られる．

3.3 キャリア・ポートフォリオ

さらに全てのコースのポートフォリオを集積すると

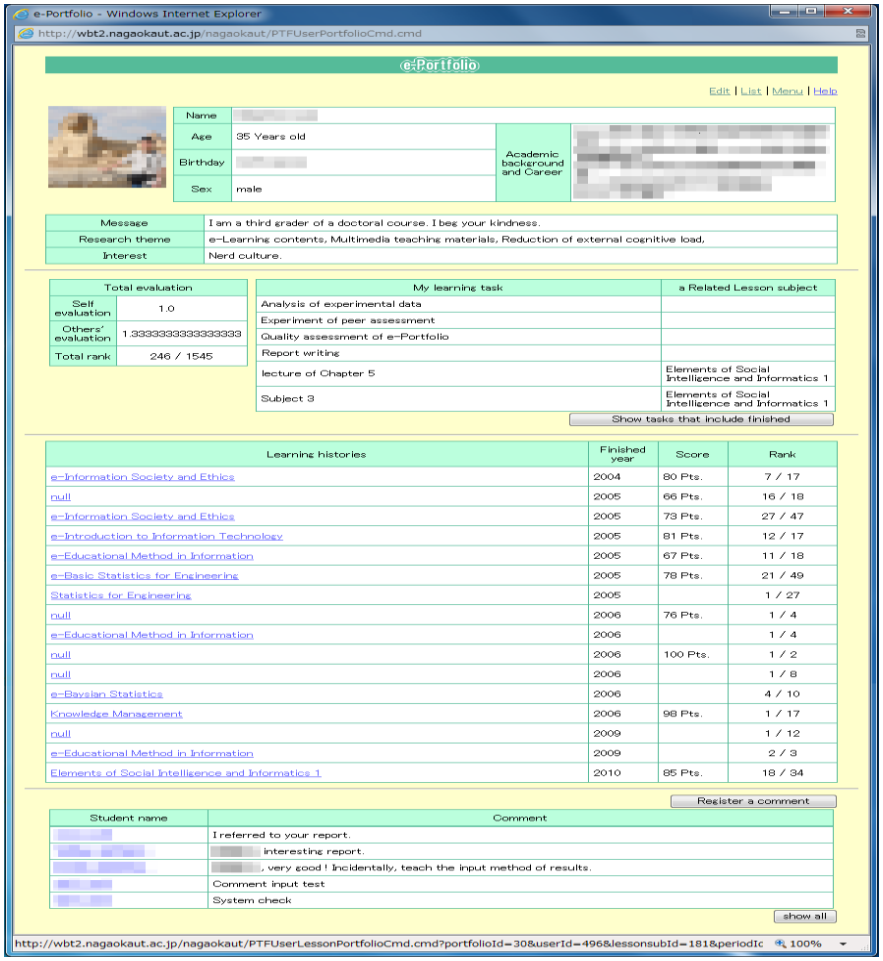

図6 キャリア・ポートフォリオ

SNS 形式のキャリア・ポートフォリオが生成される（図 6）．キャリア・ポートフォリオでは図 6 のように学習者のプロファイル，学習日記，ピア・アセスメント，セルフ・アセスメント，総合評価の全平均，が提示され，自己の設定した全ての学習目標（課題）および達成状態が一覧できる．また，e ラーニングの履修履歴および成績，順位も提示される（ただし，管理者が成績情報の公開・非公開は管理できる）．キャリア・ポートフォリオは，学習者の成績表を含めた履歴書としての機能もあり，写真付きプロファイルや学習に関するブログ日記という役割を持ち，日々の学習目標や活動を記述していく欄もある．

コース・ポートフォリオ同様に，ページ自身もピア・アセスメント，セルフ・アセスメントの対象であり，コメントも投稿され，コメントが投稿された学習者のポートフォリオとリンクが自動的に生成される．キャリア・ポートフォリオはまさに学習コミュニティにおける SNS であり，学習成果よりもむしろインフォーマルな関係から学習者が互いにリンクできる階層として設計されている．本システムでのポートフォリオ階層化の狙いは，学者者同士のリンクから学習成果物や学習履歴の閲覧へ誘導できたり，逆に学習成果物や学習履歴からその学習者のページに誘導し，その学習者の他の学習成果物や学習履歴を閲覧できることであり，これにより他者からの学びを促進することである．

4 eポートフォリオ推薦システム

先のポートフォリオは，e ラーニングを受講した学習者の人数だけ自動的に生成されていくのでその数は膨大になる．現在，5000 人を超える受講者数のポートフォリオが蓄積されており，この中から学習者に有用なポートフォリオを探索

することは難しい．この問題を解決するために本論はｅポートフォリオ推薦システムを提案する．

4.1 決定木による学習者の最終状況予測

本研究の主なアイデアは，システムに構築された膨大な学習履歴データを用いて機械学習手法を適用し，対象学習者の最終状況を予測する．このとき，学習履歴が類似で優秀な成績で終わった過去学習者をなるべく多様になるように推薦するシステムを提案する．学習者の最終状況を各ｅラーニングコースでの最終成績（1）Failed（最終テストが 60 点未満）；（2）Abandon（授業の途中放棄）；（3）Successful（最終テストが 60 点以上 80 点未満）；（4）Excellent（最終テストが 80 点以上.）とする．

この状態を予測するために，以下の変数を学習履歴データより各週ごとに抽出する．

1．学習者が学んだトピック数
2．ｅラーニングシステムにアクセスした回数
3．各授業での学習者が終了したトピックの平均割合
4．各授業における学習時間
5．学習者が理解したトピック数（確認テストの結果）
6．コース全体での学習時間
7．ｅラーニング中のテストでの回答の変更回数
8．各トピックの平均学習時間

各ｅラーニングコースでの最終成績と８つの要因データを各授業，各週ごとに， ID3[17]を用いて学習した．学習された決定木の例を図７に示す．この決定木の構造データは，Samurai のデータベースにコースごとに蓄積される．

4.2 決定木による推薦アルゴリズム

本節では，前節で導入した決定木を用いたｅポートフォリオ推薦システムのアルゴリズムを提案する．Vygotsky 理論に従うと，学習者は自分より少しだけレベルの高い他者からよく学べるという．本システムでは，よく似ているが少しだけ異なる学習プロセスを持つ他者を推薦され，そのプロセスと成果を比較して振り返りを促進させることができる．そして，認知的徒弟性に基づく学習コミュニティの利点が期待できる．

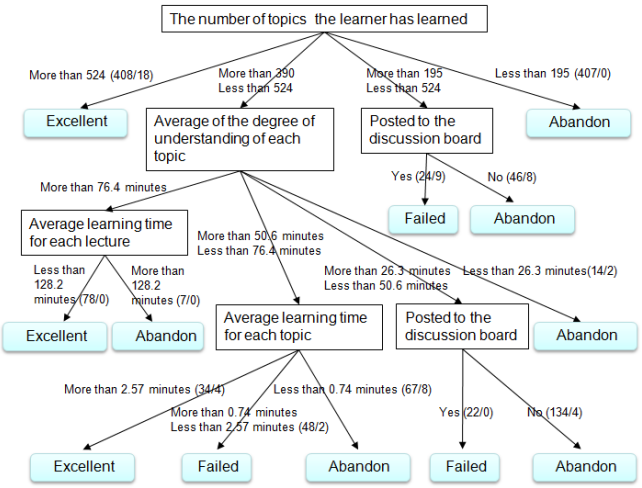

図７ ｅラーニングコースで学習された決定木の例

推薦アルゴリズムは，以下のとおりである．

1．　システムは，対象学習者の現在の学習履歴データを当該コースの決定木に当てはめて，最終状態（(1) Failed (2) Abandon (3) Successful (4) Excellent）)を予測する．
2．　予測された対象学習者の最終状態を示す決定木のノードから，もっとも距離の近い Excellent ノードを持つ過去学習者をランダムに選びｅポートフォリオを推薦する．
3．　最終状態ノードから２番目に近い Excellent ノードを持つ過去学習者をランダムに選びｅポートフォリオを推薦する．これを５つのポートフォリオが選択されるまで繰り返す．
4．　推薦された学習者と対象学習者の学習履歴の何が異なるかの差異（各ノードの値に対応するメッセージをあらかじめ用意している）をメッセージとして提示する．

図５左の上二段目に示されるように，推薦された５つのｅポートフォリオへのリンクと推薦学習者と対象学習者の学習履歴の差異を示している．

4 評価

著者が担当する統計学のｅラーニング授業での大学院修士１年用のコースで本機能を持つ Samurai-folio を使用した．授業内容は，1. ガイダンス，2. データ，3. 散布図と相関，4. 確率，5. 確率分布，6. 区間推定， 7. 最尤推定，8. ベイ

ズ推定，9.平均値の検定，10.分散の検定， 11.あてはまりの検定，12.分散分析， 13.多重比較，14.プレゼンテーション，15.最終テスト（e テスティング），である．ガイダンスは，90 分の対面形式で行った．ここでは，本授業の理念・方法について詳細に説明し，成績，学習履歴，レポートなどの学習成果，等を他学習者に公開することの利点を説明したうえで，それに賛同した学習者のみに受講を許可している．システムは，これらの情報の公開／非公開を管理者が個別に設定できるので，特別な事情のある学習者には配慮できるが，この実践では特にそのような問題はなかった．

e ラーニング受講スケジュールは 1 トピックが一週間で学ぶと決められており，そこで学んだ手法を用いて各自データを採取しフリーソフト R(R foundation， 2011)を用いて分析して翌週中にレポートを提出しなければならない．グループは約 10 名ずつに分かれ，そこでピア・アセスメント（5 段階）を行ってレポートを採点する．このために最低，グループ内の他の約 9 名のレポートはレビューしなければならない． 14 回目の授業は，受講者を 10 人ずつのグループに分け，学習者が最終レポートを対面形式でプレゼンテーションを行い，相互評価を行った．15 回目の授業は，最終テストであり，学習者は各々，自宅や研究室から，決められた時間に一度だけ Web 上のｅテスティングを受検でき，それが最終テスト結果としてサーバに保存される．本システムを用いて，2009 年～2013 年の 5 年間で 198 名の受講生が履修している．このうち、2012 年度では，過去の成績上位の学習者を推薦する機能を用いて 24 名の受講者、2013 年度からは提案の手法を用いて 13 名の受講者がいる．

推薦されたポートフォリオについて，学習者に「提示されたｅポートフォリオへの満足度を以下の５段階で評価して下さい．1. 不満である，2. やや不満である，3. どちらともいえない，4. やや満足である，5. 満足である」というアンケートを実施している．その平均値と（）内に標準偏差を表 1 に示した．類似なプロセスを持つ学習者を推薦する提案手法のほうが単に評価の高いｅポートフォリオを提示するよりも，有意に満足度が高いことがわかる．

また，それぞれの手法で，対象学習者の学習履歴との類似度を決定木における最終状態のノードの距離として計算することができる．その平均と（）内に標準偏差を示した．これより，有意に本手法が類似の学習履歴を持つ学習者を推薦できていることがわかる．

表 1 本提案と推薦機能のないシステムの比較

	推薦ポートフォリオへの満足度	学習履歴乖離度
優秀学習者のポートフォリオ提示	1.784(0.838)	6.969(1.836)
本提案	3.692(1.280)	3.892(1.350)

4 おわりに

本論では，他者からの学びを促進するためのｅポートフォリオ推薦システムを提案した．単に評価の高いｅポーとフォリオではなく，対象学習者と類似の学習履歴を持つ学習者のｅポートフォリオを可能な限り多様に推薦するというものである．本論では，システムが類似プロセスを持つ学習者のｅポートフォリオを推薦し，それに満足させたという段階までのみ評価を行った．しかし，構成主義的学習を促進するのが最終目標であるので，今後は学習そのものへの評価を行わなければならない．

参考文献

[1] Lev Semenovich ,Vygotsky: “Mind and society: The development of higher mental processes” Cambridge， MA: Harvard University Press, 1978.

[2] David Wood, Jerome. S. Bruner, and Gail Ross:“The role of tutoring in problem solving”, Journal of child psychology and psychiatry, and allied disciplines, pp.89-100,1976.

[3] Jerome. S. Bruner: “The Culture of Education”, Harvard University Press, 1996.

[4] Allan Collins, John Seely Brown, and Susan E. Newman: “Cognitive apprenticeship, teaching the craft of reading, writing and mathematics”, Resnick, LB Knowing, learning and instruction”, pp.453-494, 1989.

[5] Jean Lave and Etienne Wenger: " Situated learning, Legitimate peripheral participation", Cambridge University Press, 1991

[6] Marlene Scardamalia and Carl Bereiter , " Computer support for knowledge building communities", Journal of the Learning Sciences, **3**(3):265-283, 1994.

[7] 植野真臣, 宇都雅輝: "他者からの学びを誘発する e ポートフォリオ ", 日本教育工学会論文誌 , 35-3, 169-182, 2011

[8] Liping Shen: "Ontology-Based Learning Content Recommendation", International Journal of Continuing Engineering Education and Life-Long Learning 15, 308–317, 2005

[9] Jie Chi Yang, , Yi Ting Huang, Chi Cheng Tsai, Ching I Chung, and Yu Chieh Wu: " An Automatic Multimedia Content Summarization System for Video Recommendation", Educational Technology & Society, 12 (1), 49–61, 2009

[10] Yueh-Min Huang, Tien-chi Huang, Kun-Te Wang and Wu-Yuin Hwang: "A Markov-based Recommendation Model for Exploring the Transfer of Learning on the Web", Educational Technology & Society, 12(2), 144-162, 2009

[11] Mohamed Koutheair Khribi, Mohamed Jemni and Olfa Nasraoui:"Automatic Recommendations for E-Learning Personalization Based on Web Usage Mining Techniques and Information Retrieval", Educational Technology & Society, 12 (4), 30–42, 2009

[12] Eva Heinrich, John Milne and Maurice Moore: "An Investigation into E-Tool Use for Formative Assignment Assessment -Status and Recommendations", Educational Technology & Society, 12 (4), 176–192, 2009

[13] Fabian Abel, Ig Ibert Bittencourt, Evandro Costa, Nicola Henze, Daniel Cause, and Julita Vassileva: "Recommendations in online discussion forum for e-learning systems", IEEE Transactions on Learning Technologies, VOL. 3, NO. 2, 165-176, 2010

[14] Khairil Imran Bin Ghauth and Nor Aniza Abdullah: :"Building an e-Learning recommender system using vector space model and good learners average rating", Proc. Ninth IEEE International Conference on Advanced Learning Technologies, 194-196, 2009

[15] 植野真臣, 植野真理, 相馬峰高, 甲圭太, 山下裕行 ："長岡技術科学大学におけるeラーニング・マネジメント", 日本教育工学会論文誌, Vol.29, No.3, 217-229, 2005

[16] 植野真臣: "知識社会におけるeラーニング", 培風館, 東京, 2007

[17] John Ross Quinlan, "Induction of decision trees" , Machine Learning, 1:81-106, 1986