

การสรรหาสมาชิกเพิ่มแบบมีการจัดลำดับในระบบรีไซเคิล

Recruiting Ranked Agents for Reverse Supply Chain

วุฒิชัย วงษ์ทัศนีย์กร

ภาควิชาวิศวกรรมอุตสาหกรรม คณะวิศวกรรมศาสตร์

มหาวิทยาลัยธรรมศาสตร์ ศูนย์รังสิต ปทุมธานี 12121

บทคัดย่อ

ในการที่จะสร้างระบบที่มั่นคงและยั่งยืนสำหรับสินค้าอุปโภคบริโภคที่สามารถนำกลับมารีไซเคิลได้จำเป็นต้องขยายการสร้างเครือข่ายผู้จัดเก็บรวบรวมสินค้าเพื่อให้ครอบคลุมหลายพื้นที่และทำให้การจัดเก็บรวบรวมนั้นทำได้เร็วขึ้นจนมีปริมาณมากพอในช่วงเวลาที่ผู้ประกอบการรีไซเคิลต้องการ นอกจากนี้การสร้างเครือข่ายต้องคำนึงถึงการประหยัดค่าใช้จ่ายควบคู่ไปด้วย ในบทความวิจัยนี้กล่าวถึงตัวแปรการตัดสินใจในการจัดสรรงบประมาณการลงทุนเพื่อสรรหาสมาชิกเพิ่ม รูปแบบในการสรรหานี้ถูกตั้งขึ้นมาเป็นปัญหา Stochastic Dynamic Programming การกำหนดปัญหาการสรรหาแบบนั้นสามารถครอบคลุมตัวแปรการตัดสินใจของผู้ประกอบการรีไซเคิล ซึ่งมีหน้าที่ในการสรรหา หรือ หาสมาชิกเพิ่มจากหน่วยงาน ร้านค้า ให้เข้าร่วมเครือข่าย และมีการจัดลำดับสมาชิกที่ต้องการให้เข้าร่วมไว้ก่อนแล้ว ลักษณะเด่นที่เป็นกุญแจสำคัญของโมเดลนี้คือพฤติกรรมของสมาชิก ซึ่งความเต็มใจในการเข้าร่วมเครือข่ายนั้นถูกกำหนดเป็น Markov Process บทความนี้นำเสนอวิธีแก้ปัญหาแบบที่ดีที่สุดของปัญหาการสรรหาแบบมีการจัดลำดับ และผลการวิเคราะห์

คำสำคัญ: รีไซเคิล เครือข่ายผู้จัดเก็บรวบรวมสินค้า ตัวแปรการตัดสินใจ

Abstract

In order to build successful system for recycling post-consumer products, it is often important to concentrate the materials from many collection points first. By expanding the collection network over time, the recycler will benefit from growing collection volume while attempting to minimize the cost. This paper discusses complexity of the decisions that utilizes investment in recruiting effort. The recruitment model is posed as stochastic dynamic programming problem. This model addresses all the decisions from the processor who is responsible for recruiting the suppliers to join the network. An important point of this model is the behavior of the suppliers whose willingness to join the network is modeled as Markov Process. These suppliers' order of preference has been predetermined and accounted for in the model. Optimal algorithm is developed to solve this problem, and its performance is examined.

Keywords : recycling post-consumer products, collection network, recruiting effort

1. บทนำ

บทความวิจัยนี้กล่าวถึงการเก็บรวบรวมสินค้าอุปโภคบริโภค ที่สามารถนำมา รีไซเคิลผ่านกระบวนการ

เชื่อมโยงระหว่างผู้จัดเก็บรวบรวมวัตถุดิบ (Suppliers) กับผู้ประกอบการ (Processors) ซึ่งกระบวนการนี้แตกต่างจากห่วงโซ่อุปทานทั่วไป สำหรับ Forward Supply

Chain นั้นผู้ประกอบการสามารถต่อรองกับ Suppliers หลายรายเพื่อที่จะขอให้จัดส่งวัตถุดิบให้ แล้วนำไปผลิตสินค้าให้ผู้บริโภคต่อไป ผู้ประกอบการสามารถที่จะควบคุมปริมาณวัตถุดิบจากผู้จัดเก็บได้ ในกรณีนี้ ความไม่แน่นอนขึ้นอยู่กับความต้องการสินค้าของผู้บริโภคในตลาด หรือ Demand ที่มีการเปลี่ยนแปลงอยู่ตลอดเวลา แต่ใน Reverse Supply Chain นั้นการไหลคืบของสินค้าที่ใช้แล้วจากผู้บริโภคนำมาซึ่งความไม่แน่นอน กระบวนการผลิตแบบย้อนกลับ หรือ Reverse Production System นั้นประกอบไปด้วยกิจกรรมหลายประเภท เช่น การจัดเก็บ การคัดเลือกรับเรียง การทำความสะอาด การแยกชิ้นส่วน การเก็บรักษาคงคลัง และการนำเอากลับมาใช้ใหม่ ในงานวิจัยนี้ให้ความสนใจกับกระบวนการจัดเก็บ โดยผู้ประกอบการรีไซเคิลพยายามที่จะจัดเก็บรวบรวมสินค้าอุปโภคบริโภคที่ใช้แล้วจากหลายๆ แห่ง ภายใต้ความไม่แน่นอนในปริมาณที่จัดเก็บได้

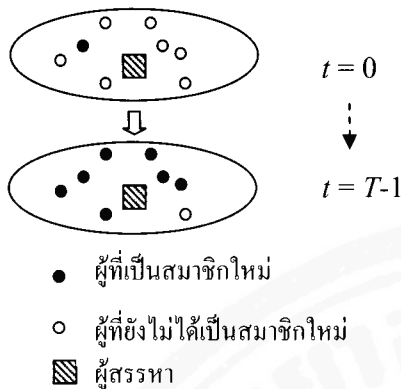
ในการสร้างเครือข่ายการจัดเก็บรวบรวมให้ประสบความสำเร็จนั้นจำเป็นต้องตระหนักถึง ปัญหาของการคัดเลือกผู้จัดเก็บของผู้ประกอบการอย่างรอบคอบ ในกรณีนี้ผู้จัดเก็บไม่ใช่ผู้ผลิต หรือ Supplier ที่ผู้ประกอบการสามารถสั่งซื้อวัตถุดิบเมื่อไรก็ได้ตามความต้องการ แต่ผู้จัดเก็บคือผู้ประกอบการย่อยที่เก็บรวบรวมวัสดุที่ใช้แล้วในท้องถิ่น ยกตัวอย่างเช่น ห้างสรรพสินค้าขนาดใหญ่ซึ่งมีความสามารถที่จะสรรหาวัสดุที่ใช้แล้วและรีไซเคิลได้ให้แก่ผู้ประกอบการได้อย่างต่อเนื่อง และได้ปริมาณเป็นจำนวนที่ค่อนข้างแน่นอน เนื่องด้วยความสัมพันธ์ในกระบวนการสรรหาเป็นในลักษณะ ธุรกิจ-ธุรกิจ (B2B) มากกว่าที่จะเป็นในลักษณะ ธุรกิจ-ลูกค้า (B2C) ซึ่งกระบวนการสรรหาแบบนี้ทำให้ระบบมีความยุ่งยากและซับซ้อนมากยิ่งขึ้น เพราะแต่ละฝ่ายต่างก็มีอำนาจในการต่อรอง ดังนั้นการวางแผนที่รัดกุมของเครือข่ายอุปทานเพื่อที่จะส่งเสริมโรงงานอุตสาหกรรมรีไซเคิลอาจเป็นปัจจัยที่สำคัญยิ่งต่อความสำเร็จ หรือความล้มเหลวของผู้ประกอบการ อย่างไรก็ตาม จุดประสงค์ของผู้ประกอบการ คือ ต้องการช่วยเหลือผู้จัดเก็บในเรื่องการ

จัดการรีไซเคิลให้ดียิ่งขึ้น ซึ่งนอกจากจะช่วยลดค่าขนส่ง การนำวัสดุเหลือใช้ไปทิ้งแล้ว ยังช่วยลดปริมาณขยะที่ถูกนำไปฝังดินอีกด้วย

รูปแบบการสรรหาในงานวิจัยนี้ส่วนใหญ่จะเน้นไปทางด้านการสรรหาพนักงานเพิ่มในองค์กร และการจัดการบริหารทรัพยากรบุคคล [3,4,5,9] นอกจากนี้ยังมี Mehlmann [6] ผู้ซึ่งใช้แนวคิดด้านการสรรหามาใช้กับปัญหาการวางแผนกำลังคน Coughlan และ คณะ [2] ศึกษาปัญหาของผู้มีหน้าที่แจกจ่ายสินค้าแต่ละรายและได้พัฒนารูปแบบของเครือข่ายการตลาดขึ้นมาเพื่อแสดงถึงการเจริญเติบโตและกำไรของบริษัทจากการนำเอาความคิดด้านการสรรหาสมาชิกเพิ่มมาใช้

2. ปัญหาและวิธีการโมเดล

ปัญหาในการสรรหาสมาชิกเพิ่มในระบบการผลิตแบบย้อนกลับนั้นเป็นปัญหาที่ซับซ้อน การหาสมาชิกเพิ่ม (Recruiting) เป็นกระบวนการต่อรองระหว่างบุคคลสองกลุ่ม นั่นคือผู้ประกอบการรีไซเคิล และผู้จัดเก็บวัสดุรีไซเคิลรายย่อย ในโมเดลจะแทนผู้ประกอบการรีไซเคิลด้วยผู้สรรหา หรือ Recruiter และผู้เก็บวัสดุรีไซเคิลด้วยผู้ถูกสรรหา หรือ Agent ผู้สรรหาไม่สามารถลำเลียงวัสดุที่ต้องการรีไซเคิลจากผู้ถูกสรรหาได้ จนกระทั่ง ทั้งสองฝ่ายตกลงผ่านกระบวนการต่อรอง ในระบบที่ศึกษามีผู้ถูกสรรหาทั้งหมด 77 คน โดยแต่ละ Agent มีทรัพยากรจำนวน B หน่วยที่สามารถเก็บรวบรวมให้ผู้สรรหาได้ จุดประสงค์หลักของผู้ประกอบการคือต้องการสรรหากลุ่ม ชักจูง ผู้เก็บวัสดุรีไซเคิลให้เข้าร่วมเครือข่ายกับผู้ประกอบการเพื่อที่จะขยายเครือข่ายให้ใหญ่ยิ่งขึ้น โดยใช้ทรัพยากรที่จำกัดให้เกิดประสิทธิภาพสูงสุด ภายในระยะเวลาที่วางไว้ และผู้สรรหาได้มีการจัดลำดับผู้เก็บวัสดุรีไซเคิลที่ต้องการไว้ก่อนแล้ว ผู้ที่มีอันดับสูงก็แปลว่าผู้สรรหาต้องการให้เข้าเป็นสมาชิกมากกว่าผู้มีอันดับต่ำกว่า ปัญหาการจัดสรรนี้จะถูกพิจารณาในระยะเวลาทั้งหมด T Periods ภาพที่ 1 อธิบายถึงการเติบโตของเครือข่ายการจัดสรร ในระยะเวลาต่างๆ



ภาพที่ 1 การเติบโตของเครือข่ายการจัดสรร

ปัญหาการสรรหาตั้งอยู่บนสมมติฐานที่ว่ามีเพียงแค่ผู้สรรหารายเดียว และไม่มีการแข่งขันช่วงชิงทรัพยากรกับผู้สรรหาอื่น ผู้สรรหาได้รับงบประมาณซึ่งถูกเรียกว่าทรัพยากร A เพื่อนำมาใช้จ่ายในกระบวนการสรรหานี้ ทรัพยากร A นี้จะถูกแปลงเป็นต้นทุน หรือ ส่วนลดที่สามารถนำมาใช้เพื่อเป็นต้นทุนเพื่อที่จะสรรหา Agent แต่ละ Agent มีความแตกต่างกันดังต่อไปนี้ 1) จำนวนของทรัพยากร B 2) ตำแหน่งที่ตั้งทางภูมิศาสตร์ 3) ความเต็มใจเริ่มต้นในการเข้าร่วมเครือข่าย 4) ทักษะต่อเครือข่ายที่จะเข้าร่วม และ 5) ลำดับความสำคัญที่ผู้สรรหาต้องการให้เข้าร่วมสมาชิก

เพื่อที่จะให้บรรลุวัตถุประสงค์ที่ตั้งไว้ ผู้สรรหาจำเป็นต้องพิจารณาการจัดสรรงบประมาณในทุกช่วงเวลาให้รอบคอบเพื่อสรรหา Agent ที่ให้ผลตอบแทนโดยรวมมากที่สุด แต่ในขนาดเดียวกัน เขาก็ต้องพยายามสรรหา Agents ที่เขาต้องการเป็นลำดับต้นๆ ให้เข้าร่วมอีกด้วย และทั้งนี้ทั้งนั้น การจัดสรรงบประมาณทุกๆ ช่วงเวลารวมกันจะต้องไม่เกินงบประมาณที่ถูกตั้งไว้แต่เริ่มแรกด้วย

ระยะเวลาในการตัดสินใจรวมทั้งจำนวนงบประมาณที่จัดสรรจากผู้สรรหาส่งผลโดยตรงต่อการตัดสินใจของ Agents ในบทความวิจัยนี้ได้ตั้งสมมติฐานว่าสภาพความเต็มใจ (Willingness State) ของแต่ละ Agent จะถูกปรับเปลี่ยนไปในแต่ละระยะเวลาการตัดสินใจของผู้สรรหา ในกระบวนการสรรหานี้ แต่ละ Agent จะได้รับงบประมาณจากผู้จัดสรร หลังจากนั้น Agent จะทำการ

ตัดสินใจว่าจะเก็บรวมรวมทรัพยากร B แก่ผู้จัดสรรหรือไม่ กระบวนการตัดสินใจของ Agent ขึ้นอยู่กับความเต็มใจ ซึ่งสามารถขยับเป็นเต็มใจมากขึ้น หรือ น้อยลงได้ขึ้นอยู่กับแรงกระตุ้นที่ได้รับจากผู้สรรหา

กุญแจสำคัญของขอบข่ายการชักจูงคือ การสร้างโมเดลความเต็มใจที่จะเข้าร่วมของ Agent แต่ละราย โมเดลนี้อาจจะเรียบง่ายดัง เช่น ฟังก์ชันตัวแปรเดียวของตัวกระตุ้น แต่โอกาสที่ Agent จะมีสภาพความเต็มใจที่ซับซ้อนนั้นมามาก ดังนั้น Markov โมเดลสำหรับ Agent หรือ Agent's Resource Willingness Model (ARW) จึงถูกพัฒนาขึ้นมาให้ครอบคลุมโครงสร้างที่ยุ่งยากและซับซ้อนของพฤติกรรม Agent อย่างไรก็ดีตามบทความวิจัยนี้จะนำเสนอโมเดลให้อยู่ในฟอร์มที่คำนวณออกมาอย่างเรียบง่าย และเข้าใจได้ชัดเจน

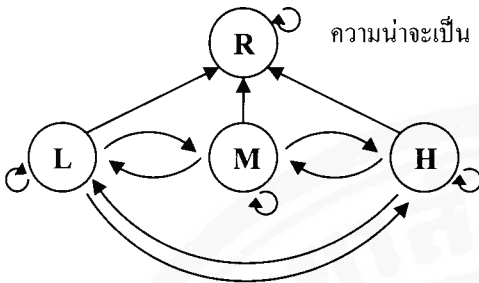
2.1 โมเดล Agent's Resource Willingness (ARW)

ส่วนประกอบที่สำคัญของโมเดลนี้คือ Willingness State และ Transition Probability บทความวิจัยนี้สร้างโมเดลความเต็มใจในการจัดเก็บทรัพยากรของแต่ละ Agent ด้วย Markov Chain โมเดลยังประกอบไปด้วย State ซึ่งแสดงให้เห็นว่าความสำเร็จในการชักจูงนั้นขึ้นอยู่กับความน่าจะเป็นที่จะชักจูงได้ ซึ่งแต่ละ Agent มี Markov โมเดลของตัวเอง และถูกสันนิษฐานว่า ผู้ชักจูงทราบ State ของแต่ละ Agent ในทุกๆ ระยะเวลา มีการพิจารณาแต่ละ Agent i ในโมเดลดังนี้

จำกัดความของ Willingness State สำหรับแต่ละ Agent $S_{it} = \{R, L, M, H\}$ ตัวแปรนี้อธิบายว่าแต่ละ Agent i อยู่ใน State ใด ที่ระยะเวลา t กำหนดให้มี 4 States ที่เป็นไปได้สำหรับแต่ละ Agent ดังนี้

1. (R) ร่วมเป็นสมาชิกแล้ว : Agent ตกลงที่จะเก็บรวมรวมทรัพยากร B ให้แก่ ผู้สรรหา
2. (H) สูง : Agent ยังไม่ยอมเข้าร่วมเป็นสมาชิก แต่ Agent อยู่ในสภาพที่ถูกชักจูงได้ง่าย
3. (M) ปานกลาง : Agent ยังไม่ยอมเข้าร่วมเป็นสมาชิก โดยที่ Agent อยู่ในสภาพที่ถูกชักจูงได้ปานกลาง

4. (L) คำ : Agent ยังไม่ยอมเข้าร่วมเป็นสมาชิก และ Agent อยู่ในสภาพที่ถูกชักจูงได้ยาก



ภาพที่ 2 แผนภาพ State ของแต่ละ Agent

สันนิษฐานว่าเมื่อ Agent ยอมเข้าร่วมเป็นสมาชิกแล้ว จะคงอยู่ใน Willingness State R ตลอดไป ซึ่ง State R คือ Absorbing State นั้นเอง ส่วน State L/M/H แทนความซับซ้อนที่จะเข้าไปยัง State R ซึ่งขึ้นอยู่กับความน่าจะเป็นที่จะย้ายไปสู่ State R และความสัมพันธ์ของสภาพอื่นๆ ด้วยกันเอง หรือ กล่าวได้ในอีกนัยหนึ่งได้ว่า ถ้า Agent ยังไม่ยอมรับการชักจูง พวกเขาจะอยู่ใน State L/M/H เท่านั้น ภาพที่ 2 นำเสนอสัญลักษณ์ของ State และความน่าจะเป็นในการเปลี่ยน State

กำหนดให้ g_i แสดงถึงปริมาณของทรัพยากร B ที่ Agent i สามารถเก็บสะสมขึ้นระหว่างช่วงระยะเวลาหนึ่ง ซึ่งค่านี้เป็นค่าคงที่ แต่ก็ไม่ยากเลยที่จะเปลี่ยนค่านี้เป็นตัวแปรสุ่ม รวมทั้งมีการตั้งสันนิษฐานให้ผู้ชักจูงสามารถเก็บรวบรวมทรัพยากร B ทั้งหมดที่พร้อมไปเก็บจากทุกๆ Agent ที่ยอมรับเข้าร่วมแล้วได้ภายในแต่ละระยะเวลาที่ต้องการ นอกไปจากนี้ยังให้ a_{it} แสดงถึงมูลค่าของงบประมาณ (ทรัพยากร A) ที่ Agent i ได้รับจากผู้ชักจูงในเวลา t จากค่าตัวแปรและพารามิเตอร์เหล่านี้ Agent เปลี่ยน State ไปยัง State ต่างๆ ตามที่จะกล่าวต่อไปนี้

Transition Probabilities

ความน่าจะเป็นที่ Agent i ย้ายไปยัง State $s_{i,t+1}$ จาก State s_{it} ด้วย Action a_{it} ถูกนำเสนอโดย $p(s_{i,t+1} | s_{it}, a_{it})$ หรือ $Pr_{s_{it}s_{i,t+1}}(a_{it})$ โมเดล

ที่นำเสนอมีสองประเภทของ Transition Probabilities ได้แก่

- **Recruitment Probabilities** เป็นความน่าจะเป็นที่จะย้ายจาก State L/M/H มายัง State R ซึ่งแทนด้วย $Pr_{LR}(a_{it}), Pr_{MR}(a_{it}), Pr_{HR}(a_{it})$ ความซับซ้อนของกระบวนการชักจูงนั้นขึ้นอยู่กับสามปัจจัยด้วยกัน คือ 1) State ของ Agent 2) จำนวนงบประมาณที่ได้รับ หรือ Action นั้นเอง และ 3) Agent's Recruitment Budget Threshold μ_i ตัว Threshold นี้มีหน่วยนับเช่นเดียวกับงบประมาณของทรัพยากร A โดยทั่วไปแล้วตัวแปรนี้นำเสนองบประมาณขั้นต่ำที่จำเป็นในการชักจูง Agent ค่าของ Threshold จะมีความเกี่ยวข้องกับขนาดของทรัพยากรที่ Agent แต่ละรายครอบครอง ในกรณีศึกษาในหัวข้อที่ 5 ได้ตั้งค่า Threshold ดังนี้ เมื่อ Agent มีทรัพยากรมาก ค่า Threshold ก็จะสูงตามไปด้วย ซึ่งก็หมายความว่า ต้องเสียค่าใช้จ่ายเพิ่มขึ้นถ้าจะต้องการชักจูง Agent ที่มีทรัพยากรมากนั่นเอง

เพื่อที่จะผสมผสานทั้ง 3 ปัจจัยเข้าด้วยกัน จึงได้ประยุกต์ฟังก์ชัน Sigmoid [8] เพื่อที่คำนวณหา Recruitment Probabilities ฟังก์ชันนี้เป็นกรณีพิเศษของฟังก์ชันโลจิสติกส์ (Logistic Function) ซึ่งมีลักษณะกราฟเป็นโค้งรูปตัว S และมักใช้กับฟังก์ชันการเติบโต นอกจากนี้ยังนิยาม ปัจจัยความเต็มใจ β_s ให้ขึ้นอยู่กับ State ของ Agent และมีคุณสมบัติ $\beta_H > \beta_M > \beta_L > 0$

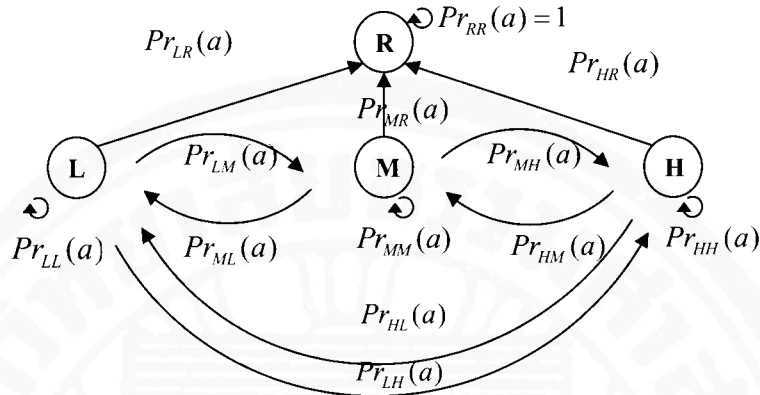
ฟังก์ชัน Sigmoid ที่จะคำนวณหาความน่าจะเป็นของการยอมรับการชักจูงของ Agent i ที่เวลา t ถูกนำเสนอดังนี้

$$Pr_{s_{it}R}(a_{it}) = \frac{1}{1 + e^{-\beta_{s_{it}}(a_{it} - \mu_i)}} \quad (1)$$

-**Transition Probabilities** อธิบายถึงการเปลี่ยนแปลงสถานะของ Agent ระหว่าง State L/M/H ด้วยกันเอง ในกรณีที่ยังไม่ยอมรับการเข้าร่วมเป็นสมาชิก Transition Probabilities สามารถถูกตั้งขึ้นมาโดยที่ไม่ยาก

นักที่จะย้ายไปยัง M หรือ H จาก L ในการตั้งค่าแบบนี้จะทำให้การชักจูงเข้าร่วมสมาชิกเป็นได้ง่ายขึ้น แต่ในทางตรงกันข้ามถ้า Transition Probabilities ถูกตั้งขึ้นมาโดยที่

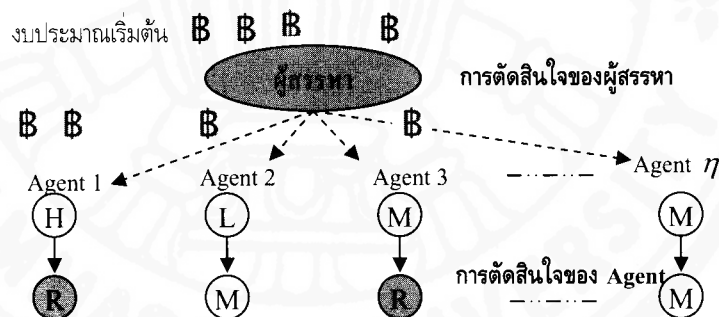
เป็นการยากที่จะย้ายไปยัง M หรือ H จาก L ในการตั้งค่าแบบนี้จะทำให้การชักจูงเป็นได้ยากมากขึ้น ภาพที่ 3 แสดงถึง Transition Probabilities ของแต่ละ Agent



ภาพที่ 3 Transition Probabilities ของแต่ละ Agent

การนำเอาโมเดลของความเต็มใจของ Agent (ARW) และความสัมพันธ์ของการตัดสินใจของผู้สรรหา

หากกับผู้ถูกสรรหาเข้ามาประยุกต์ด้วยกันจะได้ผลดังในภาพที่ 4



ภาพที่ 4 การตัดสินใจระหว่างผู้สรรหาและ Agent ด้วย ARW

3. การกำหนดปัญหาเป็นแบบ Stochastic Dynamic Programming

บทความวิจัยนี้ได้พัฒนาโมเดล Stochastic Dynamic Programming สำหรับปัญหาการชักจูง โดยได้ใช้ผลประโยชน์จาก Markov Property ของ ARW การกำหนดโมเดลนี้ประกอบไปด้วย คำจำกัดความของ Decision Epoch / State Space / Actions / Transition Probabilities / Rewards ซึ่งจะถูกอธิบายในหัวข้อนี้

คำตอบของโมเดลนำมาซึ่ง นโยบายการชักจูงที่ดีที่สุดสำหรับผู้สรรหา ในการกำหนดปัญหา (Formulation) นี้มีการตั้งสมมุติฐานให้ข้อมูลของค่าพารามิเตอร์ทุกตัวนั้นรู้อยู่ก่อนแล้ว จำนวนของ Agent ที่ทั้งหมดคือ η งบประมาณสูงสุดของทรัพยากร A ที่ใช้ในการชักจูงคือ $B^{\max}$ และ จำนวนของระยะเวลาในการวางแผนคือ T Decision Epochs และ State Spaces ได้ถูกให้คำจำกัดความ นิยาม ดังนี้

Decision Epochs

$$t = \{0, 1, \dots, T-1\}$$

State Space

$$Y_t = \{t, w_{1t}, w_{2t}, \dots, w_{\eta t}, B_t^{Start}\}$$

สำหรับทุกๆ $Y_t \in s$,

โดยที่ Willingness State ของผู้ถูกสรรหา i ที่ Decision Epoch t คือ $w_{it} \in \{L, M, H, R\}$ และงบประมาณการชักจูงเริ่มต้นที่ระยะเวลา t นั้นถูกแสดงด้วย B_t^{Start} ในโมเดลนี้

เซต Action

$$A_{it} = \{a_{1it}, a_{2it}, \dots, a_{\eta it}\},$$

โดยที่ปริมาณของทรัพยากร A ที่ถูกจัดสรรให้แก่ Agent i จากเซต Action Index l ที่ Period t นั้นถูกนำเสนอโดย a_{ilt} ภายใต้ข้อจำกัดว่า $\sum_i a_{ilt} \leq B_t^{Start}$ และ $0 \leq a_{ilt} \leq B_t^{Start}$ สำหรับ $l = 1, \dots, |A_t|$ โดยที่ Period แรก นั้น $B_0^{Start} = B^{\max}$ ขนาดของเซต Action l นั้นขึ้นอยู่กับ η และ B_t^{Start} ในโมเดลนี้

กฎของ State Transition

(1) State เริ่มต้น

มีหลาย State เริ่มต้นที่เป็นไปได้ ขึ้นอยู่กับค่าเริ่มต้นของ w_{it} ยกตัวอย่างเช่น State เริ่มต้น เป็นดังนี้ $Y_0 = \{0, w_{10}, w_{20}, \dots, w_{\eta 0}, B_0^{Start}\} = \{0, \underbrace{H, \dots, H}_\eta, 30\}$ ซึ่งก็หมายความว่า ทุกๆ Agent เริ่มด้วย State ความเต็มใจ H และมีงบประมาณเพื่อใช้ในการชักจูงที่ 30 หน่วยของทรัพยากร A

(2) ความน่าจะเป็นของ State Transition

ความน่าจะเป็นนี้ขึ้นอยู่กับโมเดล ARW สำหรับทุกๆ Agent โดยสมมุติว่า State ความเต็มใจของแต่ละ Agent มีการเปลี่ยนแปลงแบบอิสระ ดังนั้น ความน่าจะเป็นของ State Transition สามารถคำนวณได้จากผลคูณของความน่าจะเป็นของ State Transition ของความเต็ม

ใจสำหรับแต่ละ Agent หลังจากแต่ละ Agent ได้รับการจัดสรรทรัพยากร A จากผู้ชักจูงแล้ว

ถ้า State ในขณะนี้คือ Y_t และ Action A_{it} ได้ถูกกระทำ ใน Period t ความน่าจะเป็นที่จะเปลี่ยนสถานะไปยัง State Y_{t+1} หรือ $P_t(Y_{t+1} | Y_t, A_{it})$ สามารถถูกนำเสนอได้ด้วยรูปแบบดังนี้

$$\begin{aligned} P_t(Y_{t+1} | Y_t, A_{it}) &= P_t((t+1, w_{1(t+1)}, \dots, w_{\eta(t+1)}, B_{t+1}^{Start}) | \\ & (t, w_{1t}, \dots, w_{\eta t}, B_t^{Start}), (a_{1it}, \dots, a_{\eta it})) \\ &= Pr_{w_{1t}, w_{1(t+1)}}(a_{1it}) \cdots Pr_{w_{\eta t}, w_{\eta(t+1)}}(a_{\eta it}) \\ &= \prod_{i=1}^{\eta} Pr_{w_{it}, w_{i(t+1)}}(a_{ilt}), \end{aligned} \quad (2)$$

โดยที่ $\sum_{i=1}^{\eta} a_{ilt} \leq B_t^{Start}$ และ $B_{t+1}^{Start} = B_t^{Start} - \sum_{i=1}^{\eta} a_{ilt}$ ความน่าจะเป็นที่จะเคลื่อนย้ายไปยัง State ความเต็มใจ $w_{i(t+1)}$ ก็คือ $Pr_{w_{it}, w_{i(t+1)}}(a_{ilt})$ ถ้า State ความเต็มใจก่อนหน้านี้ คือ w_{it} และปริมาณงบประมาณ a_{ilt} ได้ถูกจัดสรรมายัง Agent i ความน่าจะเป็นเหล่านี้สามารถคำนวณได้จากโมเดล ARW ที่ได้กล่าวถึงใน หัวข้อที่ 2

ผลตอบแทน (Rewards)

เพื่อที่จะคำนวณหาผลตอบแทน จึงมีการตั้งสมมุติฐานว่า State ความเต็มใจของ Agent i ที่ Period t มีค่าของมันเอง หรือ V_{wit} ถ้าให้ V_R เป็นปริมาณของทรัพยากร B ที่สามารถจัดหาให้กับผู้ชักจูงได้ ด้วยเหตุผลที่ว่าผลตอบแทนนั้นสมควรที่จะนำเสนอ ส่วนที่เพิ่มของปริมาณการจัดเก็บ ค่าของ States ที่ยังไม่ได้ยอมรับการชักจูง หรือ $V_L / V_M / V_H$ ถูกตั้งให้เป็นศูนย์ อย่างไรก็ตามผลตอบแทนสมควรที่จะถูกนิยามภายใต้เงื่อนไขที่ว่า จะมีแรงกระตุ้นให้ขยับไปยัง State ความเต็มใจที่สูงกว่าเดิม ดังนั้น ค่าของ V_L , V_M , และ V_H ถูกกำหนดให้มีค่าน้อยมาก และมีคุณสมบัติดังนี้ $V_L < V_M < V_H \ll V_R$ ยกตัวอย่างเช่น $V_L = 0.01$, $V_M = 0.02$, และ $V_H = 0.03$ นอกไปจากนี้ยัง

กำหนดให้ IR_i เป็น Indicator Function ของแต่ละ Agent ถ้า Agent i ตกกลงเข้าร่วมเครือข่าย IR_i จะมีค่าเท่ากับ 1 ถ้ามิเช่นนั้นแล้ว IR_i จะมีค่าเท่ากับ 0 และ $weight_i$ แทนน้ำหนักที่ให้แต่ละ Agent ถ้า $weight_i$ มีค่าสูงก็หมายความว่า Agent i นั้น อยู่ในลำดับสูง และ ผู้สรรหาให้ความสำคัญมาก แต่ถ้า $weight_i$ มีค่าน้อยก็หมายความว่า Agent นั้น อยู่ในลำดับต่ำ และ ผู้สรรหาให้ความสำคัญน้อย

ให้ $r_t(Y_t, A_{it}, Y_{t+1})$ แทนค่า ณ เวลา t ของผลตอบแทนที่ได้รับเมื่อ State ของระบบที่ Decision Epoch t คือ Y_t โดยที่ Action A_{it} ได้ถูกกระทำและระบบเคลื่อนไปยัง State Y_{t+1} ที่ Decision Epoch $t+1$ คำนี้นำเสนอค่าที่เพิ่มขึ้นทั้งหมดของการเปลี่ยนแปลงของทุกๆ Agent รวมกัน ถ้าผู้ชักจูงสามารถเคลื่อนย้าย Agent หลายๆ รายไปยัง State R นั่นก็หมายความว่า เขาได้รับผลตอบแทนสูงจากการเพิ่มปริมาณการจัดเก็บวัสดุทรัพยากร จาก Agent ที่ยอมรับการชักจูง ค่าๆ นี้สามารถหาได้จาก

$$r_t(Y_t, A_{it}, Y_{t+1}) = \sum_{i=1}^n (V_{w_{i(t+1)}} - V_{w_{it}}) + \sum_{i=1}^n (weight_i IR_i). \quad (3)$$

ค่าคาดคะเนของผลตอบแทนผู้ชักจูง ของ State Y_t สำหรับ Action A_{it} สามารถถูกคำนวณได้จาก

$$r_t(Y_t, A_{it}) = \sum_{\forall Y_{t+1}} P(Y_{t+1} | Y_t, A_{it}) r_t(Y_t, A_{it}, Y_{t+1}) \quad (4)$$

ฟังก์ชันเป้าหมาย (Objective Function)

เป้าหมายที่สนใจ คือ ทำให้ได้ค่าคาดคะเนของปริมาณการจัดเก็บสูงสุด (Maximum Expectation Value) ภายใต้งบประมาณที่จำกัดของทรัพยากร A หรือพูดเป็นอีกนัยหนึ่งได้ว่า ภายใต้งบประมาณที่ถูกตั้งไว้ ผู้ชักจูงต้องการที่จะย้าย Agent เข้าสู่ State R ภายในระยะเวลาที่กำหนด โดย Agent ที่ยอมรับการชักจูงจะให้ผลลัพธ์ของค่าคาดคะเนของปริมาณทรัพยากร B ที่

จัดเก็บได้สูงที่สุดใน Period สุดท้าย เนื่องจากว่าจุดมุ่งหมายโดยรวมคือปริมาณของทรัพยากรซึ่งไม่มีการเปลี่ยนแปลงในปริมาณ และไม่ขึ้นอยู่กับเวลาที่เปลี่ยนไปเหมือนกับค่าเงินที่จะมีค่าลดลงเมื่อเวลาเปลี่ยนไปในอนาคต ดังนั้น Discount Factor จะไม่ถูกนำมาเกี่ยวข้อง

ให้ $\pi = (d_0, d_1, \dots, d_{T-1})$ แทนด้วย นโยบายสำหรับทุกๆ Time Period ดังนั้น $\pi^* = (d_0^*, d_1^*, \dots, d_{T-1}^*)$ แทนนโยบายที่ดีที่สุดในทุกๆ Time Period และสามารถนิยามค่าคาดคะเนของผลตอบแทนรวมที่ได้จาก Decision Epoch $t, t+1, \dots, T-1$ โดยใช้นโยบาย π ด้วย $u_t^\pi(Y_t)$ โดยที่ State เริ่มต้น คือ Y_t ใน Decision Epoch t และอยู่ในรูปแบบดังนี้

$$u_t^\pi(Y_t) = E_{Y_t}^\pi \left\{ \sum_{t'=t}^{T-1} r_{t'}(Y_{t'}, A_{t'}) \right\}. \quad (5)$$

ให้ $u_t^*(Y_t)$ แทนด้วย ค่าคาดคะเนของผลตอบแทนรวมที่สูงที่สุด ที่ได้รับจาก Decision Epochs $t, t+1, \dots, T-1$ โดยเริ่มที่ State Y_t ใน Decision Epoch t ดังนั้น Optimality Equation สำหรับปัญหาการชักจูงคือ

$$u_t^*(Y_t) = u_t^{\pi^*}(Y_t) = \max_{A_{it}} \left\{ r_t(Y_t, A_{it}) + \sum_{\forall Y_{t+1}} P_t(Y_{t+1} | Y_t, A_{it}) u_{t+1}^*(Y_{t+1}) \right\}, \quad (6)$$

$$A^*(Y_t) = \arg \max_{A_{it}} \left\{ r_t(Y_t, A_{it}) + \sum_{\forall Y_{t+1}} P_t(Y_{t+1} | Y_t, A_{it}) u_{t+1}^*(Y_{t+1}) \right\}. \quad (7)$$

ภายใต้การ Formulation ของ Stochastic Dynamic Programming ของปัญหาการชักจูงนี้ บทความวิจัยนี้นำเสนอวิธีการแก้ปัญหาในหัวข้อต่อไป

4. วิธีนำเสนอการแก้ปัญหาอัลกอริทึมแบบไดนามิก โปรแกรมมิ่ง (Dynamic Programming Algorithm)

หัวข้อนี้นำเสนออัลกอริทึมที่จะใช้หานโยบายที่ดีที่สุดสำหรับปัญหาการชักจูงที่ถูกอธิบายในหัวข้อที่แล้ว อัลกอริทึมนี้ใช้ผลประโยชน์จาก Optimality Equation ที่

ขั้นตอนของ Dynamic Programming อัลกอริทึม

ขั้นที่ 1 ถ้า $t = T$ และ $u_T^*(Y_T) = r_T(Y_T) = 0$ สำหรับทุกๆ States ใน t

ขั้นที่ 2 แทน $t-1$ ด้วย t และคำนวณหา $u_t^*(Y_t)$ สำหรับทุกๆ $Y_t \in s$ จาก

$$u_t^*(Y_t) = \max_{A_{it}} \left\{ r_t(Y_t, A_{it}) + \sum_{\forall Y_{t+1}} P_t(Y_{t+1} | Y_t, A_{it}) u_{t+1}^*(Y_{t+1}) \right\},$$

$$u_t^*(Y_t) = \max_{A_{it}} \left\{ \sum_{\forall Y_{t+1}} \left[\prod_{i=1}^{\eta} Pr_{w_{it}, w_{i(t+1)}}(a_{ilt}) \cdot \left(\sum_{i=1}^{\eta_m} (V_{w_{i(t+1)}} - V_{w_{it}}) + \sum_{i=1}^{\eta} (weight_i IR_i) \right) \right] + \sum_{\forall Y_{t+1}} \left(\prod_{i=1}^{\eta} Pr_{w_{it}, w_{i(t+1)}}(a_{ilt}) \right) u_{t+1}^*(Y_{t+1}) \right\}$$

$$\text{ตั้งค่า } A^*(Y_t) = \arg \max_{A_{it}} \left\{ r_t(Y_t, A_{it}) + \sum_{\forall Y_{t+1}} P_t(Y_{t+1} | Y_t, A_{it}) u_{t+1}^*(Y_{t+1}) \right\}.$$

ขั้นที่ 3 ถ้า $t = 0$, หยุดกระบวนการ ถ้าไม่เช่นนั้นแล้ว กลับไปสู่ขั้นที่ 2

โดยใช้ทฤษฎี 4.5.1 จาก [7] สามารถที่จะแสดงได้ว่า Optimal Value สำหรับทุกๆ Decisions Epochs คือ $u_t^*(Y_t)$

สำหรับปัญหาขนาดเล็ก อัลกอริทึม DP สามารถใช้ในการหานโยบายที่ดีที่สุดได้ โดยขึ้นอยู่กับ States และ Time Period อัลกอริทึม DP ช่วยผู้สรรหาจัดสรรทรัพยากร A ให้แก่แต่ละ Agent ในแต่ละ Period จำนวนเท่าไร ซึ่งจะได้มีการทดลองในหัวข้อถัดไป

ได้พัฒนาขึ้นมาในหัวข้อที่ 3 เพราะว่าผลตอบแทนของปัญหาการชักจูงเป็นผลตอบแทนแบบรวม ฉะนั้นจึงสามารถใช้ Value Iteration เทคนิคมาแก้ปัญหาได้ สำหรับปัญหขนาดเล็ก Dynamic Programming (DP) อำนวยวิธีที่มีประสิทธิภาพในการแก้ปัญหาการชักจูงได้ ขั้นตอนของ Dynamic Programming อัลกอริทึมเป็นดังนี้

5. ผลการทดลอง

วิธีการแก้ปัญหาที่ได้นำเสนอในหัวข้อที่ 4 ได้ถูกนำมาแก้ปัญหาในตัวอย่างต่อไปนี้ การทดลองในทุกตัวอย่างถูกแก้ปัญหาบนเครื่องวินโดวส์ XP ความเร็ว 2.6 Ghz ซึ่งมีหน่วยความจำ 1024 MB ค่าของปัจจัยของความเต็มใจในการจัดสรร สำหรับ State ความเต็มใจของแต่ละ Agent มีค่าดังนี้คือ $\beta_H = 2$, $\beta_M = 1$, และ $\beta_L = 0.5$ และได้ใช้สมการ (1) ในการหาความน่าจะเป็นของการจัดสรร

($Pr_{LR}(a)$,) สำหรับทุกๆ State ความเต็มใจ และงบประมาณการจัดสรร (a) ที่เป็นไปได้ ถ้าการจัดสรรไม่ได้เกิดขึ้น ก็ยังมีโอกาสที่ State ของ Agent จะเปลี่ยนแปลงได้ ซึ่งจะขึ้นอยู่กับค่า Threshold งบประมาณการจัดสรรของ Agent

ด้วยค่าดังกล่าวข้างต้นที่ตั้งไว้ได้สร้าง 2 กรณีทดสอบขึ้นมาซึ่งแต่ละกรณีมี Willingness State เริ่มต้นที่แตกต่างกัน และได้แสดงอยู่ในตารางที่ 1 ส่วนตารางที่ 2 ได้มีการนำเสนอปริมาณของที่จัดเก็บได้ และ ค่า Threshold ของ งบประมาณการจัดสรร ของแต่ละ Agent งบประมาณที่เป็นไปได้คือ 10, 20, 30, 40 จำนวน Time Periods ที่สนใจคือ 3 Periods ปริมาณสูงสุดที่สามารถจัดเก็บได้จากทุกๆ Agent คือ 110 กิโลกรัม

ตารางที่ 1 ข้อมูลกรณีศึกษา

กรณี	State ความเต็มใจเริ่มต้น
1	LLLL
2	MHMH

ตารางที่ 2 ข้อมูลของแต่ละ Agent

Agent	ปริมาณที่จัดเก็บได้	ค่า Threshold	ค่า Weight
1	10	5	0.4
2	30	15	0.2
3	50	25	0.3
4	20	10	0.1

ตารางที่ 3 และ 4 แสดงถึงคำตอบดังต่อไปนี้ ค่าเฉลี่ยของปริมาณที่จัดเก็บได้ และ เวลาที่ใช้ในการหาคำตอบ สำหรับคำตอบจากวิธี DP จากการตั้งงบประมาณเริ่มต้น ที่ต่างๆ กัน ซึ่งจะได้คำตอบของ 2 กรณีที่ได้กล่าวไว้ในตารางที่ 1 ค่าเฉลี่ยของปริมาณการจัดเก็บที่สามารถที่จะคำนวณได้จาก การแก้ปัญหาด้วยคำตอบของนโยบายที่หาได้จากวิธีการ DP จำนวน 100 ครั้ง แล้วจึงมาหาค่าเฉลี่ย

ตารางที่ 3 ผลการทดลองของกรณีที่ 1

ค่างบประมาณ	ค่าเฉลี่ยของปริมาณที่จัดเก็บได้	เวลาในการหาคำตอบ (วินาที)
10	9.7	5
20	24.5	9
30	33.9	17
40	48.7	25

จากคำตอบที่ได้สำหรับกรณีที่ 1 แสดงให้เห็นว่า ถ้าค่างบประมาณน้อยจะสามารถสรรหาของที่จัดเก็บได้จาก Agent ไม่มาก เนื่องจากว่า State ของ ทุกๆ Agent เริ่มต้นที่ State L ซึ่งเป็นการยากในการที่จะชักจูงให้เข้าร่วมได้ โดยง่าย Agent 1 จะถูกชักจูงให้เข้าร่วมก่อน เพราะมีค่า Weight ที่สูง Agent 3 เป็น Agent ถัดไปที่จะถูกให้เข้าร่วม แต่เนื่องด้วย Agent นี้มีค่า Threshold ที่สูงเพราะว่าสามารถทำการจัดเก็บได้มาก ค่างบประมาณที่เพิ่มขึ้นจึงถูกจัดสรรให้กับ Agent นี้เพื่อที่จะประสบความสำเร็จในการสรรหาคำตอบที่ได้สอดคล้องกับค่าต่างๆ ที่ได้ถูกกำหนดไว้ ซึ่งจะเห็นว่าเวลาในการหาคำตอบเพิ่มขึ้นเรื่อยๆ เมื่อค่างบประมาณเพิ่มขึ้นซึ่งนั่นก็เป็นเพราะว่าขนาดของ State Space เพิ่มขึ้นตามค่างบประมาณนั่นเอง

ตารางที่ 4 ผลการทดลองของกรณีที่ 2

ค่างบประมาณ	ค่าเฉลี่ยของปริมาณที่จัดเก็บได้	เวลาในการหาคำตอบ (วินาที)
10	12.9	1
20	29.6	2
30	54.8	5
40	67.0	8

จากคำตอบที่ได้สำหรับกรณีที่ 2 แสดงให้เห็นว่า ถ้าค่างบประมาณน้อยจะสามารถสรรหา Agent ได้ไม่มากเท่ากับเมื่อค่างบประมาณมาก แต่ค่าเมื่อเปรียบเทียบกับกรณีที่ 1 จะเห็นได้ว่าค่าเฉลี่ยของปริมาณที่จัดเก็บได้สูงกว่าในทุกๆ ค่างบประมาณ เนื่องจากว่า State ของ ทุกๆ

Agent เริ่มต้นที่ State M และ H ซึ่งเป็นการง่ายกว่าที่จะชักจูงให้เข้าร่วมได้ นอกไปจากนี้เวลาในการหาคำตอบใช้เวลาน้อยกว่าด้วย เพราะว่าการดำเนินการนี้จะไม่เสียเวลาไปกับการค้นหาคำตอบโดยเริ่มต้นจาก State L อัลกอริทึม DP สามารถที่จะหาคำตอบได้จาก State M และ H ได้โดยตรง ซึ่งสามารถขยายไปยัง State R ได้ง่ายกว่า ด้วยค่างบประมาณที่ 30 ทั้ง Agent 1 และ 3 ถูกชักจูงให้เข้าร่วมเป็นที่เรียบร้อยแล้ว เพราะว่าค่าผลบวกของปริมาณที่จัดเก็บได้เข้าใกล้ 60 ซึ่งคือผลบวกของปริมาณที่จัดเก็บได้ของ Agent 1 และ 3 รวมกัน

6. ผลสรุป

ในบทความวิจัยนี้ ได้นำเอาแนวคิดด้านการจัดสรรหาสมาชิกเพิ่มเข้ามาผสมผสานกับ Reverse Supply Chain Applications ซึ่งได้โมเดลพฤติกรรมของ Agent ผู้ที่มีความคิดเห็นแตกต่างกันต่อการเข้าร่วมเป็นสมาชิกการรีไซเคิล และได้ใช้ Markov Process มาทำการการอธิบาย State Transitions ซึ่งอธิบายกระบวนการสรรหาเพื่อให้เข้าร่วมการเป็นสมาชิกการรีไซเคิล ปัญหาการจัดสรรได้ถูก Formulate ขึ้นเป็น Stochastic Dynamic Programming Problem ในบทความนี้ยังได้นำเสนอ อัลกอริทึม DP สำหรับแก้ปัญหาเพื่อหานโยบายที่ดีที่สุดสำหรับการชักจูงแต่ละ Agent ในแต่ละ Period ในกรณีที่มีการจัดลำดับความสำคัญของ Agent ที่ต้องการให้เข้าร่วมระบบการสรรหา นอกไปจากนี้โมเดลนี้สามารถที่จะถูกประยุกต์ใช้กับธุรกิจได้หลายรูปแบบที่เกี่ยวข้องกับการหาสมาชิกเพิ่ม ไม่จำกัดอยู่กับธุรกิจที่เกี่ยวข้องกับอุตสาหกรรมรีไซเคิลเท่านั้น

ผลการทดลองของกรณีศึกษาได้แสดงให้เห็นว่าคำตอบที่ได้และระยะเวลาในการหาคำตอบด้วยอัลกอริทึม DP ขึ้นอยู่กับ ค่าเริ่มต้นของ Willingness State ของ Agent ยิ่งมีค่าเริ่มต้นของ Agent ส่วนมากอยู่ใน Willingness State ที่มีความน่าจะเป็นที่จะเข้าร่วมได้ยาก ระยะเวลาในการหาคำตอบก็จะสูงขึ้นตามไปด้วย

ผลที่ได้จากบทความวิจัยนี้ ยังได้เปิดช่องว่างสำหรับคำถามใหม่และทิศทางอื่นๆ สำหรับ การวิจัยใน

อนาคต ในบทความนี้ได้ทดสอบกับปัญหามหาชนไม่ใหญ่มาก จากเวลาในการหาคำตอบที่ได้ อาจจะไม่เหมาะสมกับการแก้ปัญหาที่ใหญ่มากๆ การศึกษาวิธีสถิติใหม่โดยใช้พื้นฐานของอัลกอริทึม DP อาจจะนำมาซึ่งกระบวนการใหม่ในการแก้ปัญหาขนาดใหญ่ให้ดียิ่งขึ้นได้

นอกไปจากนี้บทความวิจัยยังให้ความสนใจ ในกรณีที่ บางที่ Agent ที่ถูกจัดลำดับความสำคัญน้อยๆ อาจไม่อยู่ในความสนใจของ Recruiter อีกต่อไป พึงจ่ายๆ ก็คือ มีการจัดลำดับความสำคัญใหม่ จะสามารถแก้ปัญหาการจัดสรร โดยไม่ต้องแก้ปัญหาใหม่ทั้งหมดได้หรือไม่

7. เอกสารอ้างอิง

- [1] Bellman, R.E., Dynamic Programming, Princeton University Press, Princeton, New Jersey, 1957.
- [2] Coughlan, A.T., Grayson, K., Network Marketing Organizations: Compensation Plans, Retail Network Growth, and Profitability, International Journal of Research in Marketing, Vol.15; p.401-426, 1998.
- [3] Darmon, R. Y., Controlling Sales Force Turnover Costs though Optimal Recruiting and Training Policies, European Journal of Operation Research, Vol. 154; p.291-303, 2003.
- [4] Georgiou, A.C., Tsantas, N., Modeling Recruiting Training in Mathematical Human Resource Planning, Applied Stochastic Models in Business and Industry, Vol.18; p.53-74, 2002.
- [5] Hawkins, D.A., "An Activation-recruitment Scheme for Use in Muscle Modeling," Journal of Biomechanics, Vol.25; p.1467-1476, 1992.
- [6] Mehlmann, A., "An approach to optimal recruitment and transition strategies for manpower systems using dynamic programming," Journal of the Operational Research Society, Vol.31; p.1009-1015, 1980.
- [7] Puterman, M.L., Markov Decision Processes, Wiley Interscience, New York, 1994

[8] Seggern, V.D., CRC Standard Curves and Surfaces.
Boca Raton, FL: CRC Press, p.124, 1993.

[9] Treven, S., Human Resources Management in the
Global Environment, Journal of American Academy
of Business, Vol.8, p.120-125, 2006.

