



ตัวแบบการจำแนกระยะเวลาที่พนักงานจะยอมรับการทำงานแบบอใจใส่ใน
ธุรกิจประกันชีวิตแห่งหนึ่ง

โดย

นริศ เหมือนแก้ว

การค้นคว้าอิสระนี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตร

วิทยาศาสตรมหาบัณฑิต

สาขาวิชาการแปรรูปธุรกิจทางดิจิทัล

วิชาเอกวิทยาศาสตร์ข้อมูล

วิทยาลัยนวัตกรรม มหาวิทยาลัยธรรมศาสตร์

ปีการศึกษา 2566

CLASSIFICATION MODEL FOR HOW LONG UNTIL EMPLOYEES
ADOPT AGILE IN LIFE INSURANCE BUSINESS

BY

NARIS MUANKAEW

AN INDEPENDENT STUDY SUBMITTED IN PARTIAL FULFILLMENT OF THE
REQUIREMENTS FOR THE DEGREE OF MASTER OF SCIENCE
DIGITAL BUSINESS TRANSFORMATION
DATA SCIENCE
COLLEGE OF INNOVATION
THAMMASAT UNIVERSITY
ACADEMIC YEAR 2023

มหาวิทยาลัยธรรมศาสตร์

วิทยาลัยนวัตกรรมการศึกษา

การค้นคว้าอิสระ

ของ

นริศ เหมือนแก้ว

เรื่อง

ตัวแบบการจำแนกระยะเวลาที่พนักงานจะยอมรับการทำงานแบบบอใจในธุรกิจประกันชีวิตแห่งหนึ่ง

ได้รับการตรวจสอบและอนุมัติ ให้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตร

วิทยาศาสตรมหาบัณฑิต

เมื่อ วันที่ 15 ธันวาคม พ.ศ. 2566

ประธานกรรมการสอบการค้นคว้าอิสระ

(รองศาสตราจารย์ ดร.ศราวุธ แรมจันทร์)

กรรมการและอาจารย์ที่ปรึกษาการค้นคว้าอิสระ

ดร.มานิต สาทิตสมิตพงษ์

(ดร.มานิต สาทิตสมิตพงษ์)

คณบดี

ชยกุล อัครวิธานนท์

(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.ชยกุล อัครวิธานนท์)

| | |
|---------------------------------|--|
| หัวข้อการค้นคว้าอิสระ | ตัวแบบการจำแนกระยะเวลาที่พนักงานจะยอมรับการทำงานแบบบอใจล้ในธุรกิจประกันชีวิตแห่งหนึ่ง |
| ชื่อผู้เขียน | นริศ เหมือนแก้ว |
| ชื่อปริญญา | วิทยาศาสตรมหาบัณฑิต |
| สาขาวิชา/คณะ/มหาวิทยาลัย | การแปรรูปธุรกิจทางดิจิทัล วิชาเอกวิทยาศาสตร์ข้อมูล วิทยาลัยนวัตกรรม มหาวิทยาลัยธรรมศาสตร์ |
| อาจารย์ที่ปรึกษาการค้นคว้าอิสระ | ดร.มานิต สาทิตสมิตพงษ์ |
| ปีการศึกษา | 2566 |

บทคัดย่อ

ในยุคปัจจุบันบริษัทแบบดั้งเดิมหลายบริษัทได้มีการแปรรูปองค์กรให้มีความคล่องตัวมากขึ้น ซึ่งเรียกว่า Agile Transformation เพื่อให้องค์กรสามารถตอบสนองต่อความต้องการที่เปลี่ยนแปลงอย่างรวดเร็ว โดยการแปรรูปองค์กรจำเป็นต้องใช้เวลาและความพยายามอย่างมากเนื่องจากพนักงานในองค์กรแบบดั้งเดิมนี้นักไม่คุ้นเคยกับการทำงานแบบบอใจล้ ดังนั้นหากองค์กรสามารถรับรู้ได้ว่าพนักงานคนใดมีคุณลักษณะเหมาะสม สามารถปรับตัวและยอมรับการทำงานแบบบอใจล้ได้เร็ว องค์กรก็สามารถที่จะคัดเลือกคนเหล่านั้นมาทำงานแบบบอใจล้ก่อนได้ เพื่อให้จำนวนทีมงานหรือพนักงานที่ทำงานแบบบอใจล้ในองค์กรมีจำนวนเพิ่มขึ้นได้อย่างรวดเร็ว

ดังนั้นงานวิจัยนี้จึงมีวัตถุประสงค์ในการศึกษาปัจจัยด้านมนุษย์ 6 ด้านที่ส่งผลต่อการยอมรับบอใจล้ของพนักงานซึ่งได้แก่ การร่วมมือกับผู้อื่น การให้ความสำคัญกับลูกค้า การสื่อสาร การสร้างความเชื่อมั่น การต่อต้าน การบริหารจัดการงาน เพื่อนำมาสร้างตัวแบบการจำแนกพนักงานที่มีแนวโน้มจะยอมรับการทำงานแบบบอใจล้ได้ภายในช่วงระยะเวลาต่างๆ โดยใช้เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง โดยงานวิจัยนี้เป็นงานวิจัยเชิงปริมาณ และใช้ข้อมูลปฐมภูมิที่รวบรวมด้วยแบบสอบถาม จากกลุ่มตัวอย่าง 80 คนในธุรกิจประกันชีวิตแห่งหนึ่ง อีกทั้งงานวิจัยนี้เลือกใช้ขั้นตอนวิธีทั้งหมด 3 แบบ ได้แก่ Decision Tree, Naïve Bayes และ k-nearest neighbors โดยพบว่าขั้นตอนวิธี Naïve Bayes ที่มีการทำ Feature Selection ด้วยวิธี Evolutionary มีประสิทธิภาพมากที่สุดที่ 53.75% ซึ่งสามารถนำไปประยุกต์ใช้ต่อในองค์กรได้ อีกทั้งพบว่าปัจจัยมนุษย์ได้แก่ การร่วมมือกับผู้อื่น, การ

สร้างความเชื่อมั่น, การสื่อสาร, และการบริหารจัดการงาน มีอิทธิพลอย่างมีนัยสำคัญกับระยะเวลาที่พนักงานจะยอมรับการทำงานแบบไฮลิ์ในองค์กรอีกด้วย

คำสำคัญ: ตัวแบบการจำแนก, การยอมรับไฮลิ์, การเรียนรู้ของเครื่อง



| | |
|-------------------------------|--|
| Independent Study Title | CLASSIFICATION MODEL FOR HOW LONG UNTIL EMPLOYEES ADOPT AGILE IN LIFE INSURANCE BUSINESS |
| Author | Naris Muankaew |
| Degree | Master of Science |
| Department/Faculty/University | Digital Business Transformation Data Science College of Innovation Thammasat University |
| Independent Study Advisor | Manit Satitsamitpong, Ph.D. |
| Academic Year | 2023 |

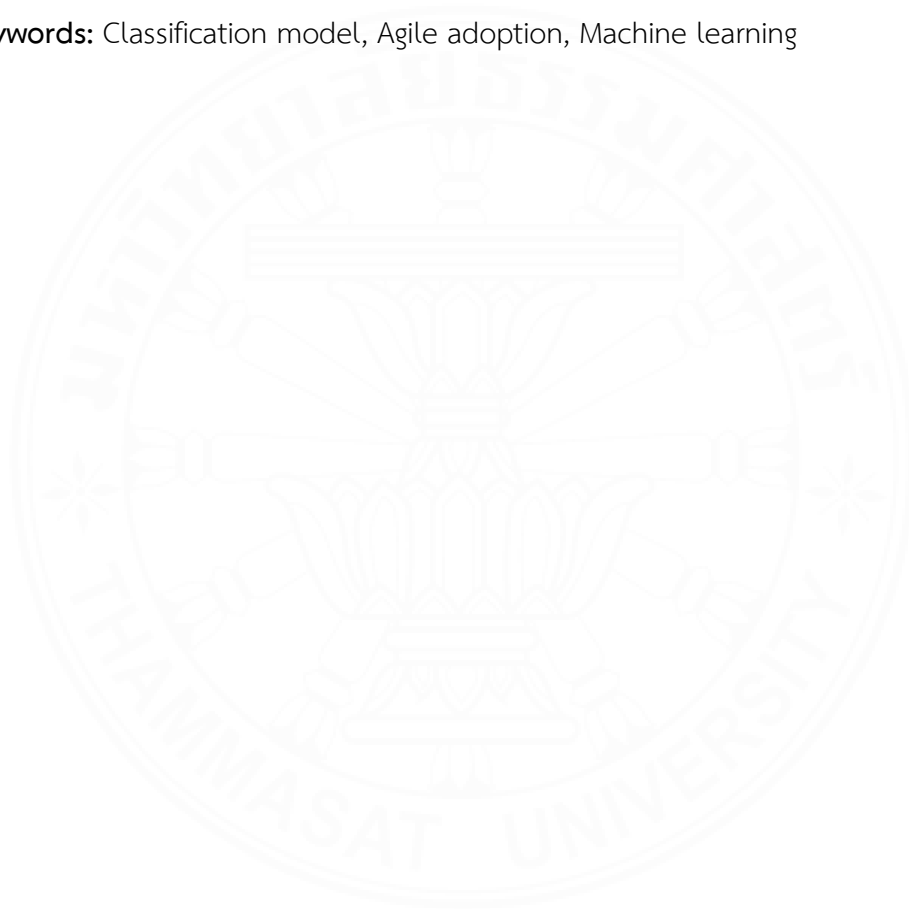
ABSTRACT

Nowadays, many traditional companies have transformed their organizations to be more agile, known as Agile Transformation. This is to enable the organization to respond quickly to changing in customers' needs. However, agile transformation requires a lot of time and effort since employees in such traditional organizations are often unfamiliar with agile work. If an organization can recognize any employees who are able to adopt and accept agile work quickly, it helps an organization to be faster in agile transformation. Organizations are able to recruit those people to work in Agile teams first so that the number of teams or employees who have worked with agile approach in the organization can increase rapidly.

Therefore, this research aims to study 6 human factors affecting agile adoption for employees, which include Collaboration, Customer-centricity, Communication, Trust, Resistance, and Administration. Then this research aims to create a classification model to classify employees who are more likely to adopt agile faster by using machine learning techniques. This study is quantitative research. It uses primary data collected by questionnaires from a sample of 80 people in a life insurance company. This research also uses three algorithms: Decision Tree, Naïve Bayes and k-nearest

neighbors. This study found that Naïve Bayes algorithm with Feature Selection by Evolutionary method was the most efficient model at 53.75%, which could be applied further in the organization. In addition, the human factors including Collaboration, Trust, Communication, and administration, also have a significant influence on how long employees would accept agile work within the organization.

Keywords: Classification model, Agile adoption, Machine learning



กิตติกรรมประกาศ

ในการทำการค้นคว้าอิสระฉบับนี้ ข้าพเจ้าต้องขอขอบคุณ อาจารย์ ดร.มานิต สาทิตสมิตพงษ์ เป็นอย่างสูง ที่อาจารย์เสียสละเวลามาเป็นอาจารย์ที่ปรึกษา คอยให้คำแนะนำกับข้าพเจ้าในการทำการค้นคว้าอิสระฉบับนี้ อาจารย์ได้ให้ทั้งความรู้และข้อแนะนำทั้งในการทำวิจัย รวมถึงในงานประจำของข้าพเจ้า จนช่วยให้การค้นคว้าอิสระฉบับนี้ สำเร็จลุล่วงไปได้ด้วยดี และสามารถนำไปประยุกต์ใช้ได้ นอกจากนี้ข้าพเจ้าขอขอบคุณ รองศาสตราจารย์ ดร.ศราวุธ แรมจันทร์ ที่คอยอธิบายรายละเอียดของหลักสูตร รวมถึงแนะนำถึงหัวข้อที่จะทำ และขอขอบคุณท่านกรรมการสอบการค้นคว้าอิสระที่ให้คำแนะนำในการทำวิจัยฉบับนี้ด้วยเช่นกัน

นอกจากนี้ข้าพเจ้าขอขอบพระคุณคณาจารย์ทุกท่านในหลักสูตรที่ให้ความรู้ ด้านวิทยาศาสตร์ข้อมูล รวมถึงความรู้และประสบการณ์ที่เกี่ยวข้องทั้งหลายในหลักสูตรนี้ ข้าพเจ้าขอขอบคุณเจ้าหน้าที่หลักสูตรทุกท่านที่คอยช่วยเหลือ ให้ข้อมูลการเรียนและการทำการค้นคว้าอิสระฉบับนี้อยู่เสมอมา รวมถึงขอขอบคุณทุกคนในครอบครัวที่คอยให้กำลังใจ และเพื่อนร่วมทีมแปรรูปอใจล์ที่คอยให้คำปรึกษา ช่วยประสานงานส่งตัวแบบสอบถาม อีกทั้งพนักงานในบริษัทกรณีศึกษาที่ช่วยเหลือในการให้ข้อมูล และตอบแบบสอบถามด้วยเช่นกัน

นริศ เหมือนแก้ว

สารบัญ

| | หน้า |
|---|------|
| บทคัดย่อภาษาไทย | (1) |
| บทคัดย่อภาษาอังกฤษ | (3) |
| กิตติกรรมประกาศ | (5) |
| สารบัญตาราง | (10) |
| สารบัญภาพ | (11) |
| บทที่ 1 บทนำ | 1 |
| 1.1 ที่มาและความสำคัญของปัญหา | 1 |
| 1.2 วัตถุประสงค์ของการวิจัย | 4 |
| 1.3 ขอบเขตของการวิจัย | 4 |
| 1.4 ขอบเขตด้านประชากรและกลุ่มตัวอย่าง | 4 |
| 1.5 ระเบียบวิธีวิจัย | 5 |
| 1.6 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ | 5 |
| 1.7 นิยามศัพท์และนิยามตัวแปร | 6 |
| 1.7.1 นิยามศัพท์ที่เกี่ยวกับการแปรรูปแบบบอโลยีในธุรกิจประกันชีวิต | 6 |
| 1.7.2 นิยามศัพท์ที่เกี่ยวกับการเรียนรู้ของเครื่อง | 6 |

| | | |
|---------|--|----|
| บทที่ 2 | วรรณกรรมและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง | 8 |
| 2.1 | แนวคิดและทฤษฎีที่เกี่ยวกับการแปรรูปและการยอมรับบอใจล์ | 8 |
| 2.1.1 | หลักการและแนวคิดของการทำงานแบบบอใจล์ | 8 |
| 2.1.2 | กระบวนการทำงานแบบบอใจล์ในธุรกิจ | 12 |
| 2.1.3 | การประเมินการแปรรูปบอใจล์ในองค์กร | 16 |
| 2.1.4 | ปัจจัยที่ส่งผลกระทบต่อประสิทธิภาพการทำงานและการยอมรับบอใจล์ | 25 |
| 2.2 | บริบทของบริษัทที่ใช้ในกรณีศึกษา | 28 |
| 2.2.1 | ประเภทและลักษณะของธุรกิจ | 28 |
| 2.2.2 | การแปรรูปบอใจล์ในบริษัท | 28 |
| 2.3 | หลักการและทฤษฎีเกี่ยวข้องกับการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning) | 31 |
| 2.3.1 | ความหมายและประเภทของการเรียนรู้ของเครื่อง | 31 |
| 2.3.2 | การคัดเลือกคุณลักษณะ | 34 |
| 2.3.3 | ขั้นตอนวิธีในการสร้างตัวแบบ | 36 |
| 2.3.4 | การแบ่งข้อมูลเพื่อทดสอบประสิทธิภาพของตัวแบบ | 39 |
| 2.3.5 | การวัดประสิทธิภาพของตัวแบบการจำแนก | 41 |
| 2.4 | เอกสารและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง | 43 |
| 2.5 | กระบวนการในการวิจัย | 43 |
| บทที่ 3 | วิธีการวิจัย | 45 |
| 3.1 | ขอบเขตของการวิจัยและกลุ่มตัวอย่างที่ใช้ในการวิจัย | 45 |
| 3.2 | เครื่องมือที่ใช้ในการวิจัย | 45 |
| 3.2.1 | เครื่องมือที่ใช้ในการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning) | 45 |

| | |
|--|----|
| 3.2.2 การทดสอบเนื้อความในการวิจัย (Content Validity Testing) | 47 |
| 3.3 ขั้นตอนการดำเนินงาน | 47 |
| 3.3.1 การศึกษาและการวางแผนการเก็บข้อมูล | 47 |
| 3.3.2 การเก็บรวบรวมข้อมูล | 48 |
| 3.3.3 การสำรวจข้อมูลและจัดการข้อมูล | 49 |
| 3.3.4 การวิเคราะห์และออกแบบตัวแบบการจำแนก | 49 |
| 3.3.5 การอธิบายผลการศึกษาและการนำไปใช้ | 51 |
| 3.4 ระยะเวลาในการวิจัย | 51 |
| บทที่ 4 ผลการวิจัยและอภิปรายผล | 53 |
| 4.1 ข้อมูลทั่วไปของกลุ่มตัวอย่าง | 53 |
| 4.1.1 การสร้างแบบสอบถาม | 53 |
| 4.1.2 การสำรวจและทำความสะอาดข้อมูล | 54 |
| 4.1.3 การนำเข้าข้อมูล | 56 |
| 4.1.4 การวิเคราะห์ตัวชี้วัดเบื้องต้น | 57 |
| 4.2 การประยุกต์แบบจำลอง Decision Tree สำหรับจำแนกระยะเวลาที่พนักงาน จะยอมรับการทำงานแบบอใจล์ | 58 |
| 4.3 การประยุกต์แบบจำลอง Naïve Bayes สำหรับจำแนกระยะเวลาที่พนักงาน จะยอมรับการทำงานแบบอใจล์ | 63 |
| 4.4 การประยุกต์แบบจำลอง k-nearest neighbors (k-NN) สำหรับจำแนกระยะเวลา ที่พนักงานจะยอมรับการทำงานแบบอใจล์ | 68 |
| บทที่ 5 สรุปผลการวิจัยและข้อเสนอแนะ | 72 |

| | |
|---|----|
| 5.1 การคาดการณ์การจำแนกระยะเวลาที่พนักงานจะยอมรับการทำงานแบบอโงอิ | 72 |
| 5.2 สรุปลผลการศึกษา | 74 |
| 5.2.1 ข้อเสนอในเชิงทฤษฎี | 74 |
| 5.2.2 ข้อเสนอในเชิงปฏิบัติ | 75 |
| 5.3 ข้อเสนอแนะจากการศึกษาและการนำไปประยุกต์ใช้ในองค์กร | 76 |
| 5.3.1 ด้านการเก็บรวบรวมข้อมูล | 76 |
| 5.3.2 ด้านตัวชี้วัดและการสร้างตัวแบบ | 77 |
| 5.4 ข้อจำกัดในการวิจัย | 77 |
| 5.5 ข้อเสนอแนะในการทำวิจัยครั้งต่อไป | 78 |
| รายการอ้างอิง | 79 |
| ภาคผนวก | |
| ภาคผนวก ก คำถามทั้งหมดในแบบสอบถามและตัวอย่างคำตอบ | 88 |

สารบัญตาราง

| ตารางที่ | หน้า |
|--|------|
| 2.1 งานวิจัยที่เกี่ยวข้องปัจจัยด้านมนุษย์ที่มีความสัมพันธ์กับการยอมรับอีเมล | 43 |
| 3.1 รายละเอียดข้อมูลนำเข้า | 48 |
| 3.2 รายละเอียดข้อมูลเป้าหมาย | 48 |
| 3.3 ระยะเวลาในการวิจัย | 52 |
| 4.1 ผลการวัดค่า Index of item – objective congruence (IOC) ของคำถาม | 54 |
| 4.2 ลักษณะข้อมูลจากการทำ Data Exploration ของ Numerical data | 55 |
| 4.3 ลักษณะข้อมูลจากการทำ Data Exploration ของ Non-Numerical data | 55 |
| 4.4 ผลลัพธ์ที่ได้ในแต่ละสถานการณ์จากการปรับแต่งตัวแบบของ Decision Tree Algorithm | 62 |
| 4.5 ผลลัพธ์ที่ได้ในแต่ละสถานการณ์จากการปรับแต่งตัวแบบของ Naïve Bayes Algorithm | 67 |
| 4.6 ผลลัพธ์ที่ได้ในแต่ละสถานการณ์จากการปรับแต่งตัวแบบของ k-NN Algorithm | 70 |

สารบัญภาพ

| ภาพที่ | หน้า |
|--|------|
| 1.1 แผนการนำเอไอส์มาใช้ในการทำงานในธุรกิจประกันภัย | 2 |
| 1.2 ความท้าทายในการทำให้พนักงานในองค์กรยอมรับการทำงานแบบเอไอส์ | 3 |
| 2.1 กรอบแนวคิดการทำงานตามแบบจำลองน้ำตก (Waterfall model) | 9 |
| 2.2 กรอบแนวคิดการทำงานตามแบบเอไอส์ (Agile model) | 11 |
| 2.3 ภาพรวมของเอไอส์ | 12 |
| 2.4 กระบวนการทำงานแบบ Scrum (Scrum methodology) | 14 |
| 2.5 กระบวนการทำงานแบบ Kanban (Kanban methodology) | 15 |
| 2.6 กระบวนการทำงานแบบ Scrumban (Scrumban methodology) | 16 |
| 2.7 ตัวแบบการวัดผลเชิงปริมาณจากการแปรรูปเอไอส์ในองค์กร | 18 |
| 2.8 ตัวแบบการประเมินวุฒิภาวะทางเอไอส์ (Agile Maturity Model) | 19 |
| 2.9 แผนงานการยอมรับเอไอส์ (Agile Adoption Roadmap) | 22 |
| 2.10 แนวทางการประเมินการยอมรับเอไอส์โดยดัชนีชี้วัดและหลักการเอไอส์ | 23 |
| 2.11 แผนงานการแปรรูปเอไอส์ในองค์กร | 29 |
| 2.12 แบบประเมินวุฒิภาวะทางเอไอส์ขององค์กร | 31 |
| 2.13 ภาพกระบวนการเรียนรู้ของเครื่องในบริบทของวิทยาศาสตร์ข้อมูล | 32 |
| 2.14 ประเภทของการเรียนรู้ของเครื่อง | 32 |
| 2.15 ประเภทของการคัดเลือกคุณลักษณะ | 35 |
| 2.16 ขั้นตอนวิธีแบบ Decision Tree | 37 |
| 2.17 ขั้นตอนวิธีแบบ Naïve Bayes | 38 |
| 2.18 ขั้นตอนวิธีแบบ k-nearest neighbors algorithm (k-NN) | 39 |
| 2.19 การแบ่งข้อมูลทดสอบด้วย Self-Consistency Test | 40 |
| 2.20 การแบ่งข้อมูลทดสอบด้วย Split Test | 40 |
| 2.21 การแบ่งข้อมูลทดสอบด้วย Cross-validation Test | 41 |
| 2.22 การวัดประสิทธิภาพของตัวแบบการจำแนก | 42 |
| 2.23 กรอบแนวคิดของงานวิจัย | 44 |
| 3.1 RapidMiner Studio | 46 |

| | |
|---|----|
| 3.2 กระบวนการการวิเคราะห์และออกแบบตัวแบบการจำแนก | 50 |
| 4.1 กราฟรูปกล่องแสดงลักษณะของข้อมูลที่เป็น Human factors | 56 |
| 4.2 การนำเข้าข้อมูลสู่โปรแกรม RapidMiner Studio | 57 |
| 4.3 ผลลัพธ์ที่ได้จากการวิเคราะห์ความสัมพันธ์ของคุณลักษณะ ด้วย Correlation Matrix | 58 |
| 4.4 ผลลัพธ์ที่ได้จากการวิเคราะห์ความสัมพันธ์ของคุณลักษณะ ด้วย ANOVA Matrix | 58 |
| 4.5 ผลลัพธ์ที่ได้จากแบบจำลอง Decision tree เบื้องต้น | 59 |
| 4.6 แผนภาพต้นไม้ที่ได้เบื้องต้น | 59 |
| 4.7 ผลลัพธ์ของวิธี Decision tree จากการใช้ Feature Selection โดยไม่มีการปรับ parameter ใดๆ | 60 |
| 4.8 ผลลัพธ์ของวิธี Decision tree จากการใช้ Feature Selection โดยมีการ ปรับ parameter เพิ่ม | 61 |
| 4.9 แผนภาพต้นไม้เมื่อใช้ Evolutionary selection โดยมี confidence ที่ 0.5 | 62 |
| 4.10 ผลลัพธ์ที่ได้จากแบบจำลอง Naïve Bayes เบื้องต้น | 64 |
| 4.11 การกระจายตัวของผลลัพธ์จากการใช้ตัวแบบ Naïve Bayes เบื้องต้น | 64 |
| 4.12 ผลลัพธ์ของวิธี Naïve Bayes จากการใช้ Feature Selection โดยไม่มีการปรับ parameter ใดๆ | 64 |
| 4.13 ผลลัพธ์ของวิธี Naïve Bayes จากการใช้ Feature Selection โดย มีการปรับ parameter ต่างๆเพิ่มเติม | 66 |
| 4.14 การกระจายตัวของผลลัพธ์จากการใช้ตัวแบบ Naïve Bayes หลังจาก ใช้ Normalization แบบ Range transformation กับ Evolutionary selection | 67 |
| 4.15 ผลลัพธ์ที่ได้จากแบบจำลอง k-nearest neighbors (k-NN) เบื้องต้น | 68 |
| 4.16 ผลลัพธ์ของวิธี k-NN จากการใช้ Feature Selection โดยไม่มีการปรับ parameter ใดๆ | 69 |
| 4.17 ผลลัพธ์ของวิธี k-NN จากการใช้ Feature Selection โดยมีการปรับ parameter ต่างๆเพิ่มเติม | 70 |
| 5.1 ผลลัพธ์การคาดการณ์การจำแนกระยะเวลาที่พนักงานจะยอมรับการทำงานแบบ | 72 |

บทที่ 1

บทนำ

1.1 ที่มาและความสำคัญของปัญหา

ในโลกปัจจุบันที่เป็นยุคดิจิทัล หลายองค์กรต้องเผชิญกับการเปลี่ยนแปลงอยู่ตลอดเวลา ทำให้องค์กรต่างๆ ต้องคอยปรับเปลี่ยนแผนการทำงานอยู่เสมอ รวมถึงมีการแปรรูปธุรกิจทางดิจิทัล (Digital transformation) เพื่อให้องค์กรมีความสามารถในการแข่งขันและสามารถที่จะนำเสนอสินค้าและบริการใหม่ๆ ให้เหมาะสมกับความต้องการของลูกค้าที่มีการเปลี่ยนแปลงอย่างรวดเร็ว รวมถึงทำให้สามารถแข่งขันอยู่ในตลาดได้ ทำให้ในปัจจุบันหลายองค์กรโดยเฉพาะองค์กรแบบดั้งเดิม (Traditional organization) หรือองค์กรที่ก่อตั้งขึ้นก่อนยุคดิจิทัล (Pre-digital organization) ทั้งนี้ในการแปรรูปดิจิทัลในองค์กร องค์กรไม่เพียงแต่ต้องพัฒนา ปรับปรุง เปลี่ยนแปลงระบบเทคโนโลยีขององค์กร แต่ยังต้องปรับเปลี่ยนวิธีการทำงานโดยใช้วิธีใหม่ๆ หรือที่เรียกว่า New ways of working มาปรับใช้ในองค์กร โดยนำหลักการทำงานแบบอไจล์ (Agile) มาใช้ในการทำธุรกิจกันมากขึ้นเพื่อให้เกิดความคล่องตัวในการทำงาน มีทีมที่ทำงานร่วมกันจากหลายๆ ฝ่าย (Cross-functional team) เพื่อให้ทีมงานสามารถแลกเปลี่ยนความรู้ความเข้าใจเพื่อทดลองสร้างสินค้าและบริการใหม่ๆ ได้เร็วยิ่งขึ้นเมื่อเทียบกับการทำงานแบบดั้งเดิมที่เป็นขั้นเป็นตอนที่ช้าและซับซ้อน รวมถึงต้องรอการสั่งการจากผู้บังคับบัญชาก่อนเสมอ

เดิมทีการทำงานแบบอไจล์มักถูกใช้กับการทำงานในองค์กรที่มุ่งเน้นด้าน IT หรือในภาคการพัฒนาซอฟต์แวร์เป็นหลัก แต่ในปัจจุบันได้มีการนำหลักอไจล์มาใช้กับภาคธุรกิจขององค์กรแบบดั้งเดิมอื่น ๆ มากขึ้น เช่น บริษัทในธุรกิจประกันชีวิต โดยจะเห็นได้จากภาพที่ 1.1 ที่เป็นข้อมูลการวิจัยของ Novarica Research Council, 2018 แสดงให้เห็นว่ามากกว่า 80% ของบริษัทประกันภัยขนาดใหญ่ทั่วโลกมีการนำหลักการอไจล์มาใช้ในองค์กรระดับหนึ่ง ซึ่งปัจจัยทางด้านมนุษย์ (Human) ในองค์กรถือว่าเป็นความท้าทายหลักๆ ในการปรับเปลี่ยนองค์กรให้เป็นแบบอไจล์ (Tolfo, 2011) เพราะคนในองค์กรสามารถสร้างแรงต่อต้านในการเปลี่ยนแปลงได้ โดยนับว่าเป็นความท้าทายอย่างมากในการนำหลักอไจล์มาใช้กับภาคธุรกิจขององค์กรแบบดั้งเดิมเช่นนี้ เนื่องจากคนส่วนใหญ่ในองค์กรไม่คุ้นเคยกับวัฒนธรรมองค์กรในรูปแบบอไจล์ ขาดประสบการณ์ในการทำงานแบบอไจล์ ทำให้การแปรรูปองค์กรให้เป็นแบบอไจล์ทำได้ช้า ดังจะเห็นว่าสิ่งเหล่านี้เป็นความท้าทายอันดับต้นๆ ขององค์กรดังแสดงในภาพที่ 1.2 ด้วยเหตุนี้จึงทำให้พนักงานในองค์กรเหล่านี้ต้องใช้เวลาในการเรียนรู้อไจล์ และไม่

สามารถปรับตัวให้เข้ากับการทำงานแบบอโใจล์ได้โดยง่าย บางคนก็ไม่สามารถปรับตัวให้เข้ากับการทำงานแบบอโใจล์ได้ ซึ่งสิ่งนี้ทำให้การเพิ่มการยอมรับการทำงานแบบอโใจล์ (Agile adoption rate) ของพนักงานในองค์กรเป็นไปได้ยาก และส่งผลให้ให้การแปรรูปองค์กรให้เป็นองค์กรแบบอโใจล์หรือ Agile transformation ต้องใช้ระยะเวลาค่อนข้างนานและใช้ความพยายามอย่างมาก โดยเฉพาะในการทำให้พนักงานในองค์กรจากหลายฝ่ายยอมรับการทำงานแบบอโใจล์ อีกทั้งเป็นการยากที่จะทราบว่าพนักงานในองค์กรคนใดมีความเหมาะสมกับการทำงานแบบอโใจล์และใช้เวลาไม่นานในการปรับตัวและยอมรับการทำงานแบบอโใจล์ได้โดยเร็ว

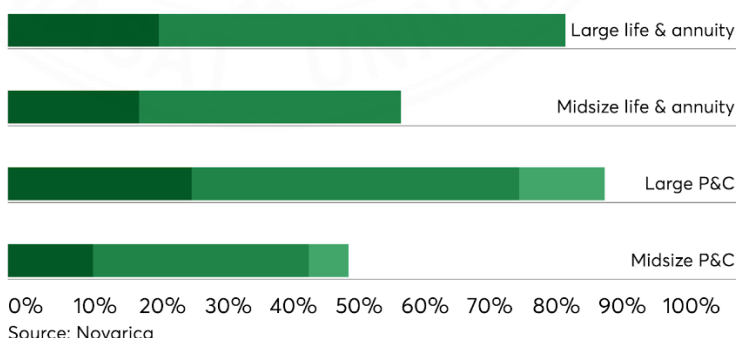
โดยการทำ Agile transformation ในองค์กรต่างๆไปนั้น มักใช้เวลาประมาณ 2-3 ปี (Ghani et al, 2016) ซึ่งนับเป็นเวลานานและจำเป็นต้องใช้ความพยายามและทรัพยากรขององค์กรเช่น ทีมงาน Transformation, เงินลงทุน ค่อนข้างสูง ดังนั้นหากองค์กรสามารถรับรู้ได้ว่าพนักงานคนใดมีคุณลักษณะเหมาะสม สามารถปรับตัวและยอมรับการทำงานแบบอโใจล์ได้เร็ว องค์กรก็สามารถที่จะคัดเลือกคนเหล่านั้นมาทำงานแบบอโใจล์ก่อนได้ เพื่อให้จำนวนทีมงานหรือพนักงานที่ทำงานแบบอโใจล์ในองค์กรมีจำนวนเพิ่มขึ้นได้อย่างรวดเร็ว และยังเป็น การช่วยกระตุ้นการรับรู้ (Awareness) และเพิ่มการแพร่ขยาย (Penetration) วัฒนธรรมองค์กรแบบอโใจล์ได้เร็วยิ่งขึ้น อีกทั้งลดการใช้ต้นทุนทรัพยากรขององค์กร และความพยายามในการพัฒนาพนักงานได้ ซึ่งสุดท้ายแล้วจะช่วยส่งผลให้การทำ Agile transformation ในองค์กร เป็นไปได้อย่างรวดเร็วมากขึ้น

ภาพที่ 1.1 แผนการนำอโใจล์มาใช้ในการทำงานในธุรกิจประกันภัย

Hitting the big time

Agile development plans at insurance companies

● Expand significantly ● Expand somewhat ● Adopt or pilot

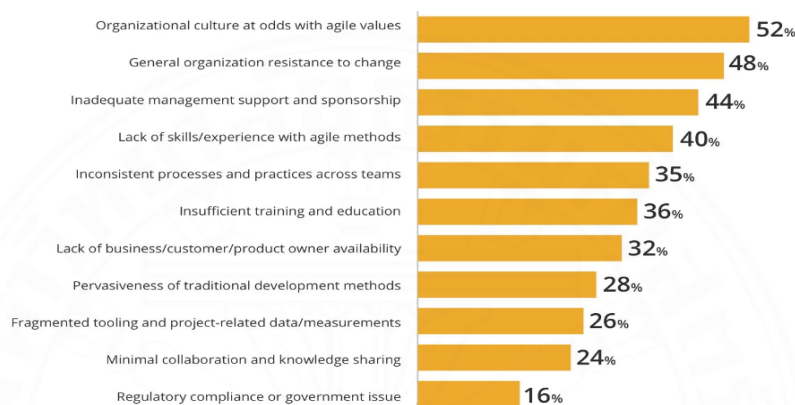


ที่มา: <https://www.dig-in.com/news/insurers-plan-increased-use-of-agile-development>

ภาพที่ 1.2 ความท้าทายที่พบเจอในการทำให้พนักงานในองค์กรยอมรับการทำงานแบบอไจล์

Challenges Experienced Adopting & Scaling Agile

The top three responses cited as challenges/barriers to adopting and scaling agile practices indicate that internal culture remains an obstacle for success in many organizations.



ที่มา: <https://dandypeople.com/blog/internal-culture-biggest-hinder-for-adopting-agile-the-state-of-agile-report-2019-from-version-one/>

จากหลักการและเหตุผลที่กล่าวมาข้างต้น ในการวิจัยนี้ผู้วิจัยจึงเลือกศึกษาการสร้างตัวแบบที่ช่วยจำแนกระยะเวลาในการยอมรับการทำงานแบบอไจล์ (Agile adoption) ของพนักงานในองค์กร โดยการพิจารณาจากข้อมูลที่เป็นปัจจัยด้านมนุษย์ต่างๆ (Human factors) เช่น ความเป็นผู้นำ การตัดสินใจ การสื่อสาร การทำงานร่วมกับผู้อื่น หรือความเชื่อมั่น เป็นต้น ซึ่งตัวแบบและข้อมูลเหล่านี้เปรียบเสมือนแนวทางที่จะช่วยให้องค์กรสามารถเข้าใจถึงปัจจัยด้านมนุษย์ที่ส่งผลกับระยะเวลาที่พนักงานแต่ละคนสามารถเข้าใจและยอมรับการทำงานแบบอไจล์ เนื่องจากปัจจัยด้านมนุษย์เหล่านี้เป็นสิ่งที่ต้องความสำคัญอย่างมากในการทำ Agile transformation อีกทั้งตัวแบบนี้จะช่วยให้องค์กรสามารถคัดเลือกพนักงานที่เหมาะสมในการมาเข้าร่วมทีมที่ทำงานแบบอไจล์ได้ดีขึ้น พนักงานมีการปรับตัวได้ง่ายขึ้น เรียนรู้และยอมรับการทำงานแบบอไจล์ได้เร็วขึ้น ซึ่งจะส่งผลให้องค์กรสามารถแปรรูปเป็นองค์กรแบบอไจล์ได้เร็วยิ่งขึ้น ลดการต่อต้านจากพนักงาน อีกทั้งเป็นการช่วยลดทรัพยากรและลดงานของทีม Agile transformation ได้อีกด้วย และนี่จึงเป็นที่มาของแนวคิดในการศึกษาถึงการสร้างตัวแบบการจำแนกระยะเวลาในการยอมรับการทำงานแบบอไจล์ของพนักงาน โดยการศึกษาโดยใช้ข้อมูลที่ได้จากบริษัทประกันชีวิตแห่งหนึ่งในประเทศไทยที่เป็นองค์กรแบบดั้งเดิมและกำลังอยู่ในช่วงการแปรรูปองค์กรให้เป็นแบบอไจล์

1.2 วัตถุประสงค์ของการวิจัย

1. เพื่อศึกษาถึงปัจจัยที่เกี่ยวข้องกับตัวบุคคลเช่น ปัจจัยด้านมนุษยระดับบุคคลที่มีความสัมพันธ์กับระยะเวลาในการยอมรับการทำงานแบบบอโใจล์ของพนักงานที่อยู่ในธุรกิจประกันชีวิต
2. เพื่อทำการสร้างตัวแบบการจำแนกพนักงานที่มีแนวโน้มจะยอมรับการทำงานแบบบอโใจล์ได้ภายในช่วงระยะเวลาต่างๆโดยใช้เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning)
3. เพื่อกำหนดคุณสมบัติและคุณลักษณะพื้นฐานสำหรับการคัดเลือกพนักงานในองค์กรเพื่อมาเข้าร่วมทีมที่ทำงานแบบบอโใจล์

1.3 ขอบเขตของการวิจัย

1. งานวิจัยนี้ศึกษาปัจจัยที่เกี่ยวข้องกับตัวบุคคลเช่น ปัจจัยด้านมนุษยของพนักงานที่อยู่ในธุรกิจประกันชีวิตแห่งหนึ่งในกรณีศึกษา นี้ โดยใช้ข้อมูลตั้งแต่ปีพ.ศ. 2564 จนถึงปีพ.ศ. 2566
2. งานวิจัยนี้ศึกษาแนวทางในการสร้างตัวแบบสำหรับจำแนกระยะเวลาที่พนักงานแต่ละคนต้องใช้เวลาที่จะยอมรับการทำงานแบบบอโใจล์ภายในธุรกิจประกันชีวิตแห่งหนึ่ง โดยใช้ข้อมูลจากพนักงานที่ทำงานแบบบอโใจล์ในองค์กรตั้งแต่ปีพ.ศ. 2564 จนถึงปีพ.ศ. 2566

1.4 ขอบเขตด้านประชากรและกลุ่มตัวอย่าง

การศึกษานี้มีขอบเขตของประชากรและกลุ่มตัวอย่างภายในบริษัทประกันชีวิตแห่งหนึ่งที่เป็นบริษัทกรณีศึกษา โดยผู้วิจัยทำการเก็บข้อมูลแบบข้อมูลแบบปฐมภูมิ (Primary data) ด้วยแบบสอบถามกับกลุ่มพนักงานที่ได้ทำงานแบบบอโใจล์ในองค์กรแล้วประมาณ 80 คน ในช่วงระยะเวลา 2 ปี ตั้งแต่พ.ศ. 2564 จนถึงพ.ศ. 2566

1.5 ระเบียบวิธีวิจัย

การศึกษานี้เป็นงานวิจัยเชิงปริมาณ (Quantitative research) โดยใช้ข้อมูลแบบปฐมภูมิ (Primary data) โดยการเก็บข้อมูลเกี่ยวกับปัจจัยด้านมนุษยของพนักงานแต่ละคนด้วยแบบสอบถามกับกลุ่มพนักงานที่ได้ทำงานแบบไฮบริดในองค์กร ประกอบกับข้อมูลแบบทุติยภูมิ (Secondary data) บางส่วนเช่นปัจจัยทางด้านประชากรศาสตร์อื่นๆ ประสบการณ์ที่สังเกตได้โดยทีม Agile transformation เพื่อมาวิเคราะห์และสร้างตัวแบบช่วยในการจำแนกพนักงานแต่ละคนว่าจะใช้เวลาเท่าใดจนกว่าพนักงานจะคุ้นเคยและยอมรับการทำงานแบบไฮบริด โดยมีการนำความรู้ของการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning) มาช่วยในการสร้างตัวแบบการจำแนกและนำไปประยุกต์ใช้ในการทำงานจริง

1.6 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

1. องค์กรสามารถใช้ข้อมูลของพนักงานเช่นข้อมูลปัจจัยด้านมนุษยที่เก็บมาจากแบบสอบถาม มาทำการวิเคราะห์และพัฒนาตัวแบบในการจำแนกระยะเวลาในการยอมรับไฮบริดของพนักงาน เพื่อให้สามารถคัดเลือกพนักงานที่เหมาะสมกับการทำงานเข้ามาอยู่ในทีมงานแบบไฮบริดก่อนได้
2. ทีมงาน Agile transformation สามารถใช้ตัวแบบดังกล่าวในการประเมิน พนักงานในองค์กรที่จะเข้ามาทำงานในทีมงานแบบไฮบริดได้ รวมถึงสามารถวางแผนการพัฒนาบุคคลในแต่ละกลุ่มให้มีความรู้และสามารถยอมรับการทำงานแบบไฮบริดได้เร็วขึ้น
3. องค์กรสามารถลดการใช้ทรัพยากรเช่นเงินลงทุน เวลาและแรงงานในการพัฒนาบุคคล ในการทำ Agile transformation ในองค์กรได้
4. องค์กรมีแนวทางในการประยุกต์ใช้เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องในการสร้างตัวแบบจำแนกกับปัญหาที่เกี่ยวข้องกับ Agile transformation ในองค์กร และสามารถนำไปประยุกต์ใช้และต่อยอดในการแก้ไขปัญหาอื่นๆที่ใกล้เคียงได้
5. องค์กรมีแนวทางในการเก็บข้อมูลที่เป็นประโยชน์เพิ่มเติม เพื่อใช้ในการวิเคราะห์และแก้ปัญหาในการทำ Agile transformation ต่อไปในอนาคต

1.7 นิยามศัพท์และนิยามตัวแปร

1.7.1 นิยามศัพท์ที่เกี่ยวกับการแปรรูปแบบอไจล์ในธุรกิจประกันชีวิต

- (1) การประกันชีวิต (Life insurance) หมายถึง การชดเชยรายได้ที่ต้องสูญเสียไปอันเนื่องมาจากความตาย ทุพพลภาพถาวรสิ้นเชิงหรือชราภาพ โดยบริษัทประกันชีวิตจะจ่ายเงินตามจำนวนที่ระบุไว้ให้แก่ผู้เอาประกันภัย หรือผู้รับประโยชน์
- (2) อไจล์ (Agile) หมายถึง กรอบแนวคิด หลักการหรือวิธีการทำงานที่มุ่งเน้นที่ความยืดหยุ่น คล่องแคล่ว รวดเร็ว เพื่อให้สามารถปรับเปลี่ยนการทำงานเพื่อตอบสนองความต้องการของลูกค้าที่เปลี่ยนแปลงได้อย่างรวดเร็วและเหมาะสม
- (3) การแปรรูปแบบอไจล์ (Agile Transformation) หมายถึง กระบวนการในการแปรรูป ปรับเปลี่ยนพฤติกรรม วัฒนธรรมและการทำงานภายในองค์กรให้สอดคล้องกับกรอบแนวคิดของอไจล์
- (4) การยอมรับอไจล์ (Agile adoption) หมายถึง การทำให้พนักงานในองค์กรยอมรับกรอบแนวคิดแบบอไจล์และนำไปปรับใช้ในการทำงานโดยไม่จำเป็นต้องมีทีมงาน Agile transformation คอยช่วยเหลือ
- (5) วุฒิภาวะแบบอไจล์ (Agile maturity) หมายถึง การที่จะพนักงานในองค์กรมีแนวคิดและการทำงานที่สอดคล้องกับกรอบแนวคิดและค่านิยมของอไจล์ และประยุกต์ใช้ในการทำงานที่แตกต่างไปได้
- (6) ปัจจัยด้านมนุษย์ (Human Factors) หมายถึง ปัจจัยเฉพาะตัวในระดับบุคคลที่แสดงถึงบุคลิก ลักษณะ และคุณสมบัติที่เป็นมนุษย์ของบุคคลนั้น

1.7.2 นิยามศัพท์ที่เกี่ยวกับการเรียนรู้ของเครื่อง

- (1) ข้อมูล (Data) หมายถึง สิ่งต่างๆหรือข้อเท็จจริงต่างๆ ที่ได้รับจากประสาทสัมผัสหรือสื่อต่างๆ โดยที่ยังไม่ผ่านการวิเคราะห์หรือการประมวลผล
- (2) ตัวแบบการจำแนก (Classification Model) หมายถึง ตัวแบบที่ใช้ในการจำแนกข้อมูล (Classification) เป็นกลุ่มๆ และสามารถใช้นำมาแยกกลุ่มที่เป็นไปได้จากข้อมูลที่เกี่ยวข้อง
- (3) ขั้นตอนวิธี (Algorithm) หมายถึง ขั้นตอนหรือลำดับการประมวลผลในการแก้ปัญหาใดๆ ซึ่งจะช่วยให้ผู้พัฒนาโปรแกรมเห็นขั้นตอนการเขียนโปรแกรมได้ชัดเจนขึ้น

- (4) ชุดข้อมูล (Data set) หมายถึง การนำข้อมูลที่มีอยู่มาจัดเป็นชุด ให้ถูกต้องตามลักษณะโครงสร้างข้อมูล เพื่อให้เพียงพอต่อการนำไปใช้ประมวลผล
- (5) ข้อมูลฝึกหัด (Training set) หมายถึง ข้อมูลที่ถูกแบ่งออกมาจากชุดข้อมูล เพื่อนำไปทำการสอนให้กับตัวแบบ
- (6) ข้อมูลทดสอบ (Test set) หมายถึง ข้อมูลที่ถูกแบ่งออกมาจากชุดข้อมูล เพื่อนำมาทดสอบความแม่นยำ ความถูกต้องของตัวแบบที่ Train เรียบร้อยแล้ว
- (7) คุณลักษณะ (Feature) หมายถึง ตัวแปรแต่ละตัวแปรในชุดข้อมูลหนึ่งๆ รวมถึงตัวแปรที่ถูกสร้างเพิ่มเติมจากตัวแปรเดิมที่มีอยู่แล้ว เพื่อนำไปใช้ในขั้นตอนวิธีเพื่อสร้างตัวแบบต่างๆ ในการหาผลลัพธ์ที่ต้องการ
- (8) คลาส (Class) หมายถึง ผลลัพธ์ของชุดข้อมูลหรือคุณลักษณะที่เราให้ความสนใจ และเลือกที่จะใช้เป็นตัวแบ่งกลุ่มของข้อมูลออกโดยใช้ตัวแบบการจำแนกในการทำนายกลุ่มที่เหมาะสม
- (9) การเรียนรู้ (Learning) หมายถึง กระบวนการในการสร้างตัวแบบในการทำนายหรือการจำแนกโดยใช้ข้อมูลฝึกหัดที่แบ่งมา และป้อนข้อมูลฝึกหัดนั้นให้กับขั้นตอนวิธีของตัวแบบ เพื่อให้เกิดการเรียนรู้และสร้างเป็นตัวแบบที่ใช้ทำนายหรือการจำแนกผลลัพธ์โดยใช้ชุดข้อมูลอื่นๆได้

บทที่ 2

วรรณกรรมและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

ในการวิจัยการสร้างตัวแบบการจำแนกระยะเวลาที่พนักงานจะยอมรับการทำงานแบบบอโจล์ ในธุรกิจประกันชีวิตแห่งหนึ่งเล่มนี้ ผู้วิจัยได้ทำการศึกษาทบทวน วรรณกรรม เอกสารงานวิจัย และบทความต่างๆที่เกี่ยวข้อง เพื่อศึกษาถึงความรู้ที่เกี่ยวข้องกับการวิจัยนี้ เพื่อหาปัจจัยที่มีผล และความสัมพันธ์ระหว่างปัจจัยในการแปรรูปแบบบอโจล์ในองค์กรกับการยอมรับการทำงานแบบบอโจล์ของพนักงานในองค์กร โดยผู้วิจัยขอนำเสนอข้อมูลที่ได้จากการทบทวนวรรณกรรมซึ่งประกอบด้วยแนวคิดและทฤษฎีที่เกี่ยวข้องกับการแปรรูปและการยอมรับบอโจล์ บริบทของบริษัทที่ใช้ในกรณีศึกษา หลักการและทฤษฎีที่เกี่ยวข้องกับการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning)

2.1 แนวคิดและทฤษฎีที่เกี่ยวข้องกับการแปรรูปและการยอมรับบอโจล์

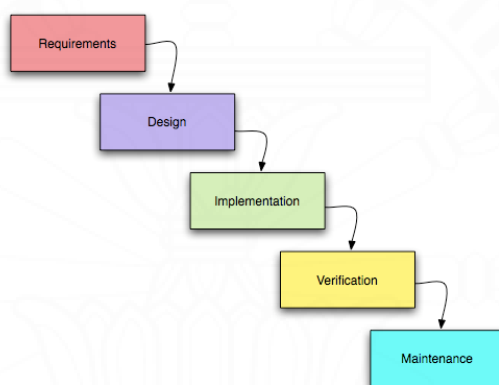
ปัจจุบันมีการศึกษาทั้งในเชิงวิชาการและในเชิงปฏิบัติการมากมายที่ศึกษาถึงแปรรูปบอโจล์ (Agile Transformation) ในองค์กร โดยในส่วนนี้จะอธิบายถึง หลักการและแนวคิดของการทำงานแบบบอโจล์ การใช้บอโจล์ในธุรกิจ ปัจจัยที่ส่งผลต่อประสิทธิภาพการทำงานและการยอมรับบอโจล์ รวมถึงตัววัดที่ใช้ในการวัดผลการแปรรูปบอโจล์ โดยมีรายละเอียดดังต่อไปนี้

2.1.1 หลักการและแนวคิดของการทำงานแบบบอโจล์

หลักการทำงานแบบบอโจล์ได้ถูกพัฒนามาจากการทำงานในกระบวนการพัฒนาซอฟต์แวร์ (Software development) (Larman, 2004; Beck et al, 2001) หรือการบริหารโครงการ (Project management) (Aguanno, 2004; Chin, 2004) มาก่อน ซึ่งแต่เดิมการทำงานแบบบอโจล์นั้นการพัฒนาซอฟต์แวร์และการบริหารโครงการจะดำเนินงานโดยใช้แบบจำลองน้ำตก (Waterfall model) ซึ่งประกอบไปด้วยการทำงานเป็นขั้นๆ ต้องทำขั้นตอนก่อนหน้าให้เสร็จสมบูรณ์ก่อนจึงเริ่มทำขั้นตอนต่อไป โดยขั้นตอนประกอบไปด้วย 5 ขั้นตอนหลักได้แก่ 1) การเก็บข้อมูลความต้องการ (Requirements) 2) การออกแบบระบบ (Design) 3) การพัฒนาระบบ (Implementation) 4) การ

ตรวจสอบระบบ (Verification) 5) การดูแลรักษาระบบ (Maintenance) ดังแสดงในภาพที่ 2.1 ซึ่งแนวคิดตามแบบจำลองน้ำตกมีข้อจำกัดคือการปรับเปลี่ยนแผนการหรือการทำงานนั้นทำได้ยาก อีกทั้งแต่ละขั้นตอนใช้เวลาที่นานในการส่งมอบงานให้กับขั้นตอนอื่นๆ ซึ่งการทำงานแบบน้ำตกจึงเหมาะสมกับการทำงานที่มีข้อมูล และแผนงานชัดเจนอยู่แล้ว (Pressman and Maxim, 2015) แต่ไม่เหมาะกับการทำงานที่จะต้องมีการปรับเปลี่ยนแผนการหรือความต้องการของลูกค้าอยู่เสมอ โดยเฉพาะในโลกปัจจุบันที่องค์กรต้องรับมือกับการเปลี่ยนแปลงที่รวดเร็ว ดังนั้นหลายๆองค์กรจึงได้เริ่มนำกรอบแนวคิดแบบอไจล์มาใช้

ภาพที่ 2.1 กรอบแนวคิดการทำงานตามแบบจำลองน้ำตก (Waterfall model)



ที่มา: <https://www.umsl.edu/~hugheyd/is6840/waterfall.html>

กรอบแนวคิดแบบอไจล์มีหลักการสำคัญคือการมุ่งเน้นที่การรับมือกับความเปลี่ยนแปลงและการให้ความสำคัญกับความต้องการเปลี่ยนไปของลูกค้า Kent Beck และทีมงาน (2001) ได้มีการประกาศถึงคำแถลงอุดมการณ์แห่งอไจล์ (Agile Manifesto) เพื่อเป็นแนวทางให้เห็นถึงหลักการและสิ่งที่ต้องให้ความสำคัญในการทำงานแบบอไจล์ ไว้ 4 ข้อ ดังต่อไปนี้

1. อไจล์ให้ความสำคัญกับคนและการมีปฏิสัมพันธ์ระหว่างกัน มากกว่าการทำตามขั้นตอนและเครื่องมือ (Individuals and interactions over processes and tools)
2. อไจล์ให้ความสำคัญกับซอฟต์แวร์ที่นำไปใช้งานได้จริง มากกว่าเอกสารที่ครบถ้วนสมบูรณ์ (Working software over comprehensive documentation)
3. อไจล์ให้ความสำคัญกับการร่วมมือกันทำงานกับลูกค้า มากกว่าการต่อรองให้เป็นไปตามสัญญา (Customer collaboration over contract negotiation)

4. อไจล์ให้ความสำคัญกับการตอบรับกับการเปลี่ยนแปลง มากกว่าการทำตามแผนที่วางไว้ (Responding to change over following a plan)

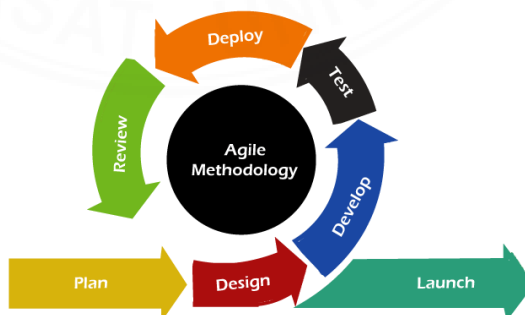
นอกจากนี้ Kent Beck และทีมงาน (2001) ยังได้มีการกำหนดหลักการของอไจล์ (Agile principles) ซึ่งถือเป็นแก่นของแนวคิดแบบอไจล์ไว้ทั้งสิ้น 12 ข้อดังต่อไปนี้

1. พวกเราให้ความสำคัญสูงสุดกับความพึงพอใจของลูกค้าผ่านการส่งมอบซอฟต์แวร์ที่มีคุณค่าต่อลูกค้า ตั้งแต่เริ่มต้นและต่อเนื่องไป
2. ยินดียอมรับความเปลี่ยนแปลงความต้องการของลูกค้าแม้ในช่วงท้ายของการพัฒนา เพราะกระบวนการอไจล์ใช้ประโยชน์จากความเปลี่ยนแปลง มาสร้างความได้เปรียบในการแข่งขันของลูกค้า
3. การส่งมอบซอฟต์แวร์ที่ใช้งานได้จริงอยู่สม่ำเสมอ ตั้งแต่ทุกสองถึงสามสัปดาห์หรือทุกสองถึงสามเดือน โดยทำให้ระยะเวลาสั้นที่สุดเท่าที่จะทำได้
4. บุคคลจากฝ่ายธุรกิจและนักพัฒนาจะต้องทำงานร่วมกันเป็นประจำทุกวันตลอดโครงการ
5. สร้างโครงการจากความเข้าใจและมีจุดมุ่งหมายร่วมกันจากสมาชิกแต่ละคน สร้างสภาพแวดล้อมและให้การสนับสนุนในสิ่งที่พวกเขาต้องการ และให้ความเชื่อมั่นว่าทุกคนจะทำงานให้บรรลุเป้าหมายได้
6. วิธีที่มีประสิทธิภาพและประสิทธิผลสูงสุดในการถ่ายทอดข้อมูลไปสู่และภายในทีมพัฒนา คือการพูดคุยแบบเห็นหน้าเห็นตา
7. ซอฟต์แวร์ที่ใช้งานได้จริงเป็นสิ่งหลักในการวัดความคืบหน้า
8. กระบวนการอไจล์ส่งเสริมให้เกิดการพัฒนาที่ยั่งยืน ผู้สนับสนุน นักพัฒนา และผู้ใช้ควรรักษาอัตราการทำงานร่วมกันนี้ให้คงที่ไปตลอด
9. การสนใจในความเป็นเลิศทางเทคนิคและการออกแบบที่ดียิ่งขึ้นอย่างต่อเนื่องจะช่วยเพิ่มความคล่องตัว
10. ความเรียบง่าย หรือศิลปะในการทำงานอย่างพอเพียงและคุ้มค่าที่สุดนั้น คือความจำเป็น
11. สถาปัตยกรรมซอฟต์แวร์ ความต้องการของลูกค้า และงานออกแบบที่ดีที่สุด เกิดจากทีมที่บริหารจัดการตนเองได้
12. ที่ช่วงเวลาประจำช่วงเวลาหนึ่ง ทีมต้องย้อนกลับไปทบทวนดูว่าจะพัฒนาความมีประสิทธิภาพของทีมได้อย่างไรและนำสิ่งเหล่านั้นมาปรับปรุงและเปลี่ยนแปลงพฤติกรรมของทีมต่อไป

นอกจากนี้ยังมีนักวิจัยเรื่องอไจล์หลายท่าน (Laanti et al.,2013) ได้ให้คำจำกัดความที่แตกต่างกันไว้ดังนี้ Larman (2003) กล่าวว่าอไจล์คือ “การตอบสนองอย่างรวดเร็วและยืดหยุ่นต่อ

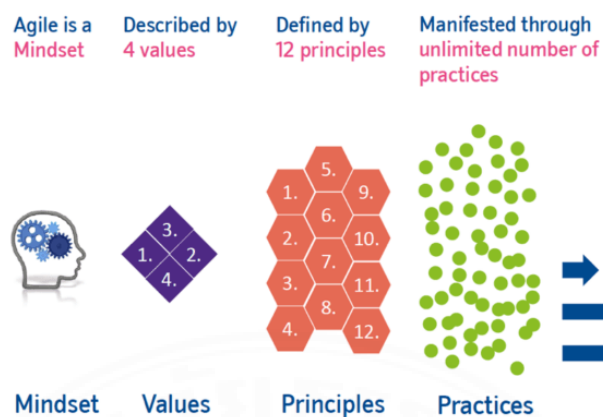
การเปลี่ยนแปลง” ซึ่งสอดคล้องกับ Anderson (2003) ที่กล่าวว่าอไจล์คือ “ความสามารถในการเร่งให้เร็วขึ้น” ซึ่งเน้นความหมายที่ความเร็ว โดยที่แตกต่างจากนักวิจัยบางท่านที่ให้ความหมายของอไจล์ โดยเน้นที่คำติชมหรือ Feedback เช่น Subramaniam (2005) ที่กล่าวว่าอไจล์คือ “การใช้คำติชม (feedback) เพื่อทำการปรับเปลี่ยนอย่างสม่ำเสมอต่อเนื่องไปในสภาพแวดล้อมที่มีการทำงานร่วมกันอย่างมาก” และนอกจากนี้ IEEE (2007) กล่าวว่าอไจล์คือ “ความสามารถในการรองรับความต้องการที่ไม่แน่นอนหรือเปลี่ยนแปลงได้จนถึงช่วงปลายขั้นตอนของการพัฒนา (จนถึงเริ่มต้นรอบการพัฒนาซ้ำครั้งสุดท้ายของการออกผลิตภัณฑ์)” และสำหรับองค์กรในประเทศไทยเช่นสำนักงานพัฒนาธุรกรรมทางอิเล็กทรอนิกส์ (Electronic Transactions Development Agency: ETDA) (2019) ได้กล่าวว่าอไจล์คือ “แนวการทำงานที่มีความคล่องแคล่ว ว่องไว กระฉับกระเฉง ซึ่งได้กลายเป็นแนวคิดหนึ่งในการทำงานของบริษัทยุคใหม่ ที่เกิดขึ้นจากการที่มีผู้รู้หลากหลายคนหลายคณะได้นำเสนอระเบียบวิธีการพัฒนาซอฟต์แวร์ (Software Development Methodology) แบบใหม่ของตนเอง ซึ่งมีลักษณะคล้ายกันคือ ไม่เคร่งในระเบียบวิธีมากเกินไป เมื่อเทียบกับรูปแบบดั้งเดิมที่ใช้กันมานานหลายสิบปี” ซึ่งเมื่อพิจารณาจากหลายคำจำกัดความข้างต้น สามารถอธิบายได้ว่าอไจล์คือแนวคิดการทำงานแบบใหม่ที่มุ่งเน้นความรวดเร็วและความคล่องตัวผ่านการทำงานแบบวนซ้ำเป็นรอบๆและมีการนำคำติชมมาใช้เพื่อปรับปรุงให้สอดคล้องกับความต้องการที่เปลี่ยนแปลงไป โดยกรอบแนวคิดแบบอไจล์นั้นสามารถแสดงได้ดังภาพที่ 2.2 และในภาพที่ 2.3 จะแสดงถึงภาพรวมของอไจล์ ซึ่งประกอบด้วย Mindset คุณค่าหรืออุดมการณ์ 4 ข้อ หลักการ 12 ข้อ และกระบวนการทำงานต่างๆ ซึ่งกรอบการทำงานแบบ Agile นั้นสามารถแยกย่อยเป็นกระบวนการทำงานได้หลายรูปแบบดังจะกล่าวในส่วนถัดไป

ภาพที่ 2.2 กรอบแนวคิดการทำงานตามแบบอไจล์ (Agile model)



ที่มา: <https://www.javatpoint.com/agile-vs-waterfall-model>

ภาพที่ 2.3 ภาพรวมของใจล์



ที่มา: <https://www.smartinsights.com/digital-marketing-strategy/an-introduction-to-the-agile-mindset/>

2.1.2 กระบวนการทำงานแบบอใจล์ในธุรกิจ

จากหลักการของอใจล์ เราสามารถแบ่งแยกเป็นกระบวนการทำงานได้หลากหลายทั้งในด้านที่ใช้กับการพัฒนาซอฟต์แวร์เป็นหลักและด้านอื่นที่สามารถประยุกต์ใช้ได้ในงานธุรกิจ โดยตัวอย่างกระบวนการที่ใช้ในด้านที่ใช้กับการพัฒนาซอฟต์แวร์เป็นหลักได้แก่ การทำงานแบบ Extreme Programming (XP) (Beck and Andres, 2004) ที่ให้ความสำคัญกับการพัฒนาซอฟต์แวร์อย่างเข้มข้นโดยให้ผู้พัฒนามานั่งเขียนโปรแกรมร่วมกัน ปรึกษาและช่วยกันตรวจสอบโปรแกรม หรือกระบวนการแบบ Test Driven Development (TDD) (Astels, 2003) ซึ่งเป็นการเขียนโปรแกรมโดยให้ความสำคัญกับการทดสอบ โดยการพัฒนาแบบทดสอบที่เป็นไปได้ทั้งหมดขึ้นมาก่อนแล้วทำการเขียนโปรแกรมให้สอดคล้องกับแบบทดสอบทั้งหมด อย่างไรก็ตามกระบวนการข้างต้นที่ได้กล่าวมาไม่สามารถประยุกต์ใช้กับการทำงานในธุรกิจได้มากนักเนื่องจากเน้นที่การพัฒนาโปรแกรม แต่อใจล์ยังมีกระบวนการทำงานแบบอื่นที่สามารถนำไปประยุกต์ใช้ในงานธุรกิจ ซึ่งประกอบไปด้วยกระบวนการดังต่อไปนี้

2.1.2.1 Scrum methodology

กระบวนการแบบ Scrum (Schwaber, 1997) คือกระบวนการทำงานที่แบ่งการทำงานออกเป็นรอบการทำงานย่อยๆที่เรียกว่า Sprint โดยมีระยะเวลาใน sprint อยู่ที่ 1 สัปดาห์ถึง 1 เดือนตามความเหมาะสมของงาน โดยกระบวนการทำงานแบบ Scrum เริ่มถูกนำมาใช้ในขอบเขตของงาน

ด้านธุรกิจกันมากขึ้น (Oprins, 2019) เนื่องจากสามารถช่วยในทีมงานพัฒนาสินค้าและบริการได้ในระยะเวลาสั้นๆ และสามารถส่งมอบให้กับลูกค้าหรือผู้ที่เกี่ยวข้องต่อได้อย่างรวดเร็ว นอกจากนี้ Scrum ยังส่งเสริมการทำงานแบบ Cross-functional ที่เป็นการนำบุคคลจากหลายๆฝ่ายเช่น ฝ่ายขาย ฝ่ายการตลาด ฝ่ายไอที มาอยู่ในทีมเดียวกัน ทำงานตามเป้าหมายร่วมกันของทีม ซึ่งทำให้ทีมได้แชร์ข้อมูลความรู้ร่วมกัน และสามารถช่วยกันทำงานได้เบ็ดเสร็จภายในทีม (End-to-End) นอกจากนี้ ใช้นงานในการทำงานแบบ Scrum ยังสามารถประยุกต์นำชิ้นงานที่เป็นงานเชิงธุรกิจมาทำแทนชิ้นงานที่เป็นการพัฒนาโปรแกรมได้ โดยเฉพาะงานที่เกี่ยวกับการคิด พัฒนาต่อยอด เนื่องจากสามารถปรับเปลี่ยนแก้ไขงานและนำไปทดลองใช้จริงเพื่อเก็บข้อเสนอแนะได้ในเวลาที่รวดเร็ว และช่วยตอบสนองต่อการเปลี่ยนแปลงได้ดีกว่าการทำงานแบบดั้งเดิม ด้วยเหตุนี้จึงทำให้กระบวนการแบบ Scrum มีการนำมาใช้อย่างแพร่หลายในภาคธุรกิจ

จากภาพที่ 2.4 กระบวนการทำงานแบบ Scrum ประกอบไปด้วยวัตถุทาง Scrum (Artifacts) 3 ชิ้น และเหตุการณ์ทาง Scrum (Events) 5 เหตุการณ์ (Sutherland and Schwaber, 2020). วัตถุทาง Scrum ประกอบไปด้วย

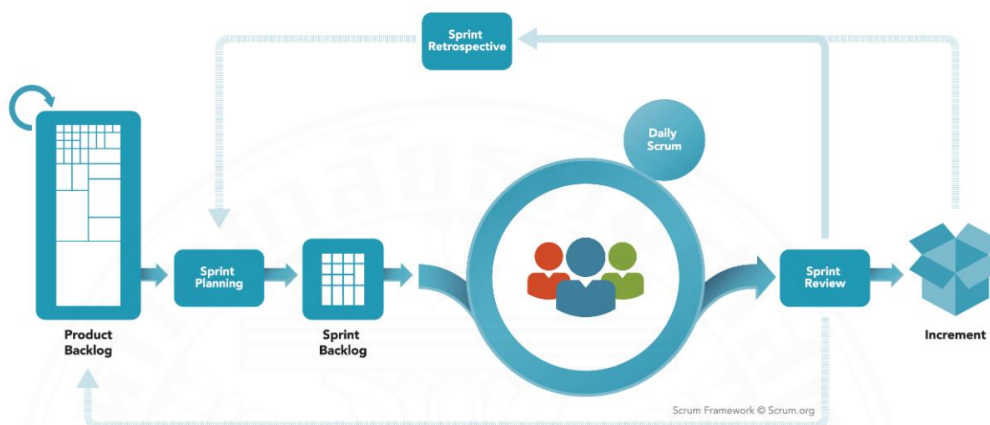
1. Product Backlog คืองานทั้งหมดที่ต้องทำเพื่อบรรลุเป้าหมายของทีม ซึ่งมีการจัดเรียงลำดับความสำคัญไว้
2. Sprint Backlog คืองานที่ทีมตัดสินใจและให้คำมั่นว่าจะทำให้เสร็จภายในช่วงระยะเวลาของ sprint
3. Increment คืองานที่ทำเสร็จตามข้อตกลง (Definition of Done) และสามารถส่งมอบให้กับลูกค้าหรือผู้มีส่วนได้ส่วนเสีย (stakeholders) กับทีม

และ 5 เหตุการณ์ทาง scrum ประกอบไปด้วย

1. Sprint คือรอบระยะเวลาในการทำงาน 1 รอบ โดยปกติอยู่ในช่วงระหว่าง 1 สัปดาห์ถึง 4 สัปดาห์
2. Sprint Planning คือการวางแผนการทำงานร่วมกันในทีมว่าจะนำชิ้นงานใดเข้ามาทำใน sprint
3. Daily Scrum คือการประชุมสั้นๆประมาณ 15 นาที ในแต่ละวันเพื่อให้ทีมพูดคุยกันว่าทำงานอะไรเสร็จไปแล้วเมื่อวาน วันนี้จะทำอะไรและมีติดปัญหาอะไรหรือไม่
4. Sprint Review คือการทบทวนชิ้นงานที่ทำเสร็จใน sprint ร่วมกันในทีมหรืออาจมีผู้มีส่วนได้ส่วนเสียเข้าร่วมด้วยได้ เพื่อพูดคุยถึงความเห็นและคำแนะนำต่อชิ้นงานที่ทำเสร็จ

5. Sprint Retrospective คือการทบทวนถึงวิธีการทำงานที่ผ่านร่วมกันภายในทีม เพื่อหาวิธีการปรับปรุงพัฒนาให้ดีขึ้นในแต่ละครั้ง

ภาพที่ 2.4 กระบวนการทำงานแบบ Scrum (Scrum methodology)



ที่มา: <https://www.scrum.org/resources/what-is-scrum>

2.1.3.2 Kanban methodology

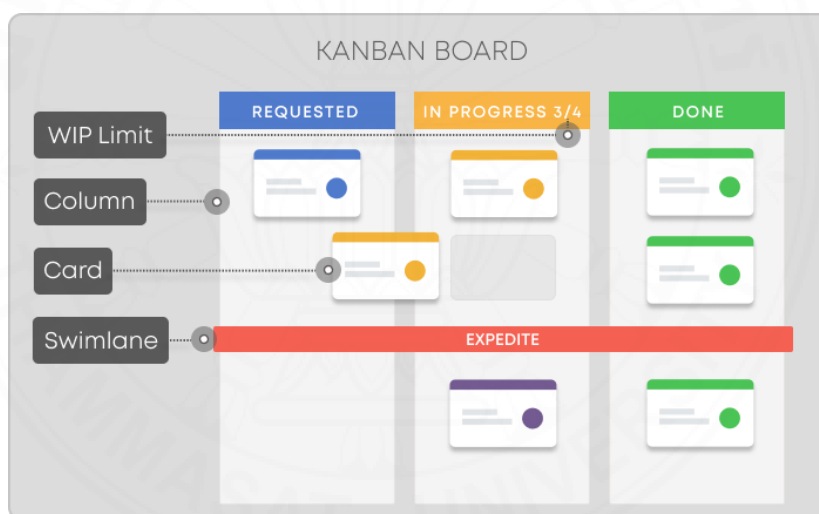
Kanban เป็นกระบวนการหนึ่งที่สอดคล้องกับกรอบแนวคิดแบบบอจล์ที่สามารถนำมาประยุกต์ใช้ในเชิงธุรกิจโดยเฉพาะงานด้าน Operations งาน Routine หรืองานที่มี Workflow ที่ชัดเจน (kanbanize, 2023) โดยคำว่า Kanban เป็นคำภาษาญี่ปุ่นที่มีความหมายว่า “กระดานภาพ” หรือ “visual board” ซึ่งเป็นการแสดงให้เห็นถึงการไหลของงานอย่างชัดเจน ทุกคนในทีมเห็นภาพร่วมกัน และมีการควบคุม workload ของงานให้เหมาะสม เพื่อให้ไม่เกิดคอขวดและให้ทีมสามารถส่งมอบงานได้ไหลลื่นและรวดเร็วยิ่งขึ้น ดังแสดงในภาพที่ 2.5 โดยกระบวนการแบบ Kanban มีหลักการสำคัญ 4 ข้อ (Wakode et al, 2015) ดังนี้

1. Visualize work คือการแสดงผลภาพการไหลของงานอย่างชัดเจนด้วย Kanban board เพื่อให้ระบุสถานะของงาน จำนวนงาน และปัญหาที่เกิดขึ้นในแต่ละขั้นตอนได้
2. Limit work in process คือการกำหนดจำนวนงานที่จำกัดในแต่ละขั้นตอน (WIP limit) เพื่อป้องกันไม่ให้งานค้างที่มากจนเกินไป อีกทั้งช่วยให้ทีมงานได้ให้ความสำคัญกับงานปัจจุบันและทำงานที่เรา กำลังทำอยู่ตอนนี้ก่อน (Start with what you do now)

3. Focus on flow คือการให้ความสำคัญกับการไหลของงานให้มีความไหลลื่น ไม่ติดค้างอยู่ในขั้นตอนใดขั้นตอนหนึ่งนานจนเกินไป มีการจัดลำดับความสำคัญของงาน เพื่อให้ผลิตงานได้รวดเร็ว ส่งผลให้ระยะเวลาการรอคอยงาน (Lead time) สั้นลง
4. Continuous Improvement คือการพัฒนาขั้นตอนการทำงานหรือรูปแบบการทำงานอยู่เสมอ เพื่อให้ได้ผลลัพธ์ที่ดีขึ้นอย่างต่อเนื่อง

โดยการนำ Kanban มาใช้ในด้านธุรกิจก็เพื่อให้งานถูกส่งมอบได้เร็วขึ้น ลดของเสียและเวลาในการรอคอยงานจากคนในทีม ทำให้ขั้นตอนในการทำงานกระชับมากยิ่งขึ้น (Wakode et al, 2015) และนำไปสู่การทำงานแบบทันเวลาพอดี (Just-in-time, JIT) ซึ่งส่งผลให้ธุรกิจสามารถให้บริการลูกค้าได้เร็วขึ้น ได้จำนวนลูกค้าที่มากขึ้นในแต่ละวัน

ภาพที่ 2.5 กระบวนการทำงานแบบ Kanban (Kanban methodology)



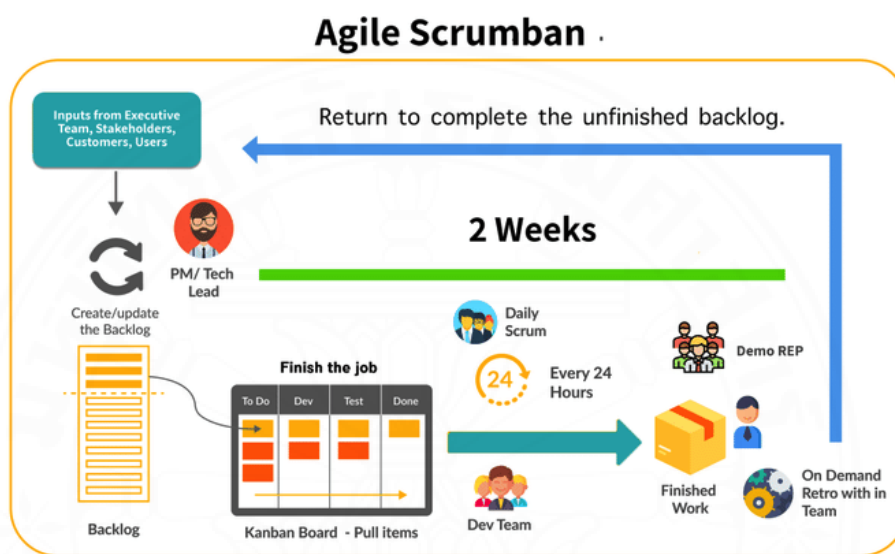
ที่มา: <https://kanbanize.com/kanban-resources/getting-started/what-is-kanban>

2.1.2.3 Scrumban methodology

Scrumban คือการประยุกต์ใช้หลักการของ Scrum และ Kanban เข้าด้วยกัน โดยมีการทำงานเป็นรอบๆ ดังที่เรียกว่า sprint และ มีการใช้ Kanban board เข้ามาจัดการเรื่องจำนวนงานจำกัดในแต่ละขั้นตอน หรือ WIP limit (Bhavsar et al, 2020) ดังแสดงในภาพที่ 2.6 ซึ่งกระบวนการแบบ Scrumban จะช่วยเพิ่มประสิทธิภาพในการทำงาน โดยเพิ่มจุดแข็งและช่วยลดจุดอ่อนของทั้ง 2 กระบวนการ โดยการกรงานเป็นรอบๆ จะได้งานที่มีคุณภาพมากขึ้นเมื่อมี Flow

และ Focus ที่ชัดเจน และทีมงานสามารถทำงานแบบ Just-in-time ได้ดีขึ้นจากการทำงานเป็นรอบๆ นี้ (Bhavsar et al, 2020) อย่างไรก็ตามการทำงานแบบ Scrumban จะมีการทำงานที่ซับซ้อนมากขึ้น ซึ่งต้องอาศัยประสบการณ์จากสมาชิกในทีมด้วย

ภาพที่ 2.6 กระบวนการทำงานแบบ Scrumban (Scrumban methodology)



ที่มา: https://www.researchgate.net/figure/Agile-Scrumban-in-the-Kampus-merdeka-learning-system_fig2_349147683

กระบวนการทำงานแบบไฮลด์ทั้ง 3 แบบข้างต้น ได้ถูกนำมาใช้อย่างแพร่หลายในภาคธุรกิจ เช่นเดียวกับในบริษัทประกันชีวิตที่เป็นกรณีศึกษาในการวิจัยนี้ โดยการเปลี่ยนวิธีกระบวนการทำงานแบบดั้งเดิม มาเป็นแบบไฮลด์ ถือเป็นส่วนหนึ่งในการทำการแปรรูปไฮลด์ในองค์กร โดยเป้าหมายคือต้องการให้ทีมงานในองค์กรมีการทำงานแบบไฮลด์อย่างมีคุณภาพให้มากขึ้น เพื่อให้สามารถส่งมอบสินค้าและบริการที่ดีให้กับลูกค้าได้เร็วยิ่งขึ้น

2.1.3 การประเมินการแปรรูปไฮลด์ในองค์กร

กระบวนการแปรรูปไฮลด์ในองค์กร (Agile transformation) เป็นกระบวนการที่ต้องทำต่อเนื่องไปที่ละภาคส่วนและใช้เวลาค่อนข้างมาก (Ghani et al, 2016) หลายองค์กรจึงต้องมีตัวแบบ

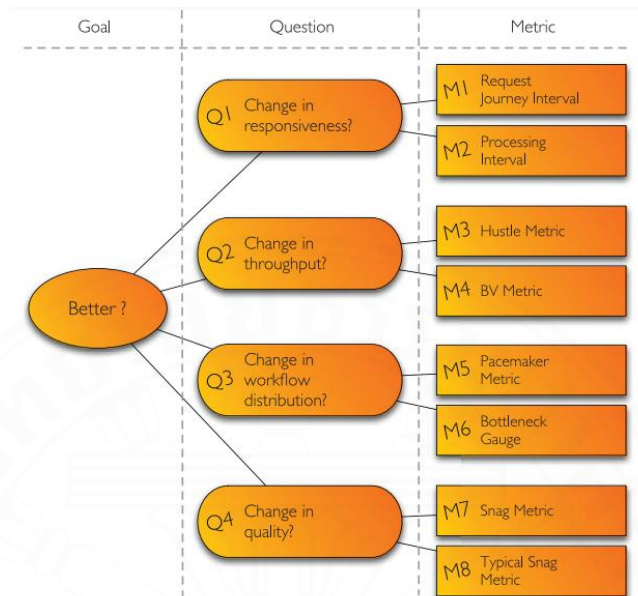
ที่ใช้ในการประเมินคุณภาพและความคืบหน้าของการแปรรูปโอใจลีในองค์กร เพื่อให้องค์กรทราบถึงสถานะปัจจุบันและสามารถประเมินได้ว่าต้องการความช่วยเหลือใดๆเพิ่มเติมเพื่อทำให้การแปรรูปโอใจลีในองค์กรสำเร็จได้ตามเป้าหมายหรือไม่ โดยจากการทบทวนวรรณกรรมที่เกี่ยวข้องกับการแปรรูปโอใจลีในองค์กรพบว่าสามารถประเมินการแปรรูปโอใจลีในองค์กร ได้ 3 แบบหลักๆได้แก่ การใช้ตัวชี้วัดทางธุรกิจ การวัดผลวุฒิภาวะทางอใจลี และการวัดระดับการยอมรับโอใจลี ของพนักงานในองค์กร โดยมีรายละเอียดในแต่ละแบบดังนี้

2.1.3.1 Business performance indicators

หนึ่งในวัตถุประสงค์ของการแปรรูปโอใจลีในองค์กรคือเพื่อเพิ่มประสิทธิภาพทางธุรกิจขององค์กร ดังนั้นองค์กรสามารถนำตัวชี้วัดประสิทธิภาพการทำงานบางส่วนที่ส่งผลต่อธุรกิจมาใช้เป็นตัวเปรียบเทียบสถานะขององค์กรก่อนและหลังการแปรรูปโอใจลี (Olszewska et al, 2016) และยังสามารถใช้วัดผลการทำงานของทีมหรือของตัวบุคคลได้อีกด้วย ซึ่งการวัดผลเช่นนี้จะเน้นที่การวัดเชิงปริมาณ โดยมีการประยุกต์ใช้ตัววัดจากมุมมองของการพัฒนาซอฟต์แวร์ร่วมด้วย

งานวิจัยของ Olszewska และทีมงาน (2016) ได้มีการตั้งคำถามถึงตัววัดเชิงปริมาณที่สอดคล้องกับหลักการของโอใจลีได้แก่ การตอบสนอง จำนวนงาน และคุณภาพของงาน ดังแสดงในภาพที่ 2.7 โดยตัวอย่างของตัวชี้วัดที่สามารถใช้ในการประเมินได้แก่ Processing Interval (Lead-time) คือดูว่ามีการส่งมอบงานได้เร็วมากขึ้นหรือไม่ ซึ่งสิ่งนี้สามารถใช้อ้างอิงถึงการออกสินค้าหรือบริการใหม่ๆ ฟังก์ชันการทำงานใหม่ๆให้กับลูกค้าได้เร็วขึ้น Hustle Metric (Functionality/Money spent) คือดูว่าการพัฒนาฟังก์ชันหรือการผลิตงานออกมานั้นมีการใช้เงินหรือเวลาที่เหมาะสมหรือไม่ โดยวัดเป็นเปอร์เซ็นต์ ซึ่งจะบอกถึงการที่องค์กรใช้ประโยชน์จากทรัพยากรที่มีอย่างคุ้มค่า และ Bottleneck Gauge (Flow Metric) คือดูความลื่นไหลในการส่งมอบงานในองค์กรเป็นไปได้อย่างไร มีความเร็วเพิ่มขึ้นหรือไม่ โดยวัดจากเวลาตอบสนองงานได้ ซึ่งสอดคล้องกับหลักการสร้าง Cross-functional team ของโอใจลี ที่หวังให้ทีมในองค์กรสามารถทำงานแบบเบ็ดเสร็จ (End-to-End) ได้เลยโดยไม่ต้องรองานจากฝ่ายอื่น

ภาพที่ 2.7 ตัวแบบการวัดผลเชิงปริมาณจากการแปรรูปอโใจล์ในองค์กร



ที่มา: Olszewska et al, 2016

งานวิจัยของ Stormi et al. (2019). ก็มีความสอดคล้องกันคือการประเมินประสิทธิภาพของอโใจล์สามารถนำไปปรับใช้ร่วมกับระบบการวัดประสิทธิภาพ (Performance Measurement Systems: PMS) เช่น Key Performance Indicator (KPI) ขององค์กรได้เช่นกัน

อย่างไรก็ตามการประเมินการแปรรูปแบบอโใจล์เช่นนี้เหมาะสมกับการวัดผลขององค์กรและของทีมงานกว่าใช้วัดผลตัวบุคคลเนื่องจาก ประสิทธิภาพด้านธุรกิจนี้มีปัจจัยอื่นที่เกี่ยวข้องหลายปัจจัยนอกเหนือจากการแปรรูปแบบอโใจล์ เช่น สภาวะตลาด กลยุทธ์อื่นขององค์กร เป็นต้น อีกทั้งการประเมินแบบนี้ยังไม่ได้สื่อถึงความรู้ความเข้าใจเกี่ยวกับอโใจล์โดยตรงของพนักงานในองค์กร

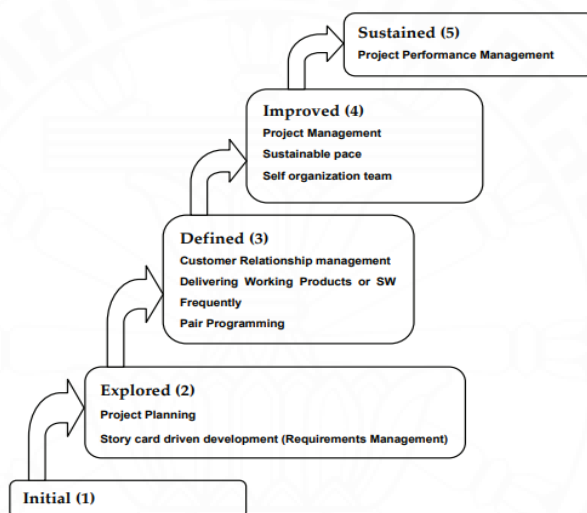
2.1.3.2 Agile Maturity level

ตัวแบบวุฒิภาวะ (Maturity Model) ช่วยให้เห็นว่าการพัฒนาของกระบวนการเป็นอย่างไรเมื่อเวลาผ่านไปเรื่อยๆ (Henriques and Tanner, 2017) และเป็นการช่วงบอกระยะการเปลี่ยนแปลง (Phase) ในองค์กรรวมถึง แนวทางการพัฒนาองค์กรให้ได้ตามเป้าหมายของกระบวนการแปรรูป (Fontana et al., 2015) ซึ่งตัวแบบวุฒิภาวะทางอโใจล์ (Agile Maturity Model) ถูกนำมาใช้อย่างแพร่หลายในการประเมินการแปรรูปแบบอโใจล์ในองค์กร โดยถูกประยุกต์มาจาก Capability

Maturity Model Integrated (CMMI) (Leppänen, 2013) ที่ถูกใช้ในการวัดระดับวุฒิภาวะขององค์กร ในการพัฒนาปรับปรุงกระบวนการทำงาน

ตัวแบบวุฒิภาวะทางอไจล์ถูกนำไปประยุกต์และปรับเปลี่ยนให้เหมาะสมตามสภาพแวดล้อมขององค์กรที่ต่างกัน หนึ่งในตัวแบบที่เป็นพื้นฐานได้แก่ตัวแบบวุฒิภาวะทางอไจล์ของ Patel และ Ramachandran (2009) ดังแสดงในภาพที่ 2.8 ซึ่งแบ่งการประเมินออกเป็น 5 ระดับ ดังนี้

ภาพที่ 2.8 ตัวแบบการประเมินวุฒิภาวะทางอไจล์ (Agile Maturity Model)



ที่มา: Patel and Ramachandran, 2009

ระดับที่ 1 Initial คือยังไม่รองรับการทำงานแบบอไจล์รวมถึงไม่มีแผนการพัฒนา และการตั้งเป้าหมายในการทำงานแบบอไจล์

ระดับที่ 2 Explored คือเริ่มมีการวางแผนโครงการโดยมีการร่วมมือกับลูกค้าหรือผู้มีส่วนได้ส่วนเสียในการทำโครงการ ซึ่งจะเริ่มทำให้ปัญหาและความต้องการที่เกิดขึ้น

ระดับที่ 3 Defined คือมีการให้ความสำคัญกับความพึงพอใจของลูกค้า คุณภาพของงานที่ส่งมอบ และมีแนวทางในการทำงานที่ชัดเจน มีการติดต่อสื่อสารที่ดีซึ่งช่วยให้เกิดการพัฒนาอย่างต่อเนื่อง มีการเริ่มใช้ tools ต่างๆเช่น Story cards ในการทำงาน

ระดับที่ 4 Improved คือมีการให้ความสำคัญกับคนและกระบวนการในการทำงานมากขึ้น เช่นทีมมีอำนาจการตัดสินใจมากขึ้น มีการปรับการทำงานให้เรียบง่ายขึ้น รวมถึงงานเสร็จทันเวลาโดยไม่มีการทำงานเกินเวลา (No overtime)

ระดับที่ 5 Mature คือมีการบริหารจัดการประสิทธิภาพของการทำงานและป้องกันข้อผิดพลาดได้ดี สามารถรับมือกับความไม่แน่นอนได้ มีการวิเคราะห์กระบวนการทำงานและพัฒนาอยู่เสมอ

อย่างไรก็ตามตัวแบบวุฒิภาวะทางอโใจล์ของ Patel และ Ramachandran (2009) ค่อนข้างให้ความสำคัญกับการทำงานโครงการมากกว่าการทำงานปฏิบัติการทั่วไปในองค์กร ซึ่งแตกต่างกับตัวแบบในการประเมินวุฒิภาวะทางอโใจล์ของ Benefield (2010) ที่เน้นในการประเมินงานประเภทปฏิบัติการมากขึ้น ซึ่ง Benefield ได้แบ่งระดับวุฒิภาวะออกเป็น 5 ระดับเช่นกัน โดยมีรายละเอียดดังต่อไปนี้

ระดับที่ 1 Emergent Engineering Best Practices คือการแก้ปัญหาความไม่ลงรอยกันของทีมด้วยการจัดสร้างแนวทางปฏิบัติที่ดีที่สุดในเชิงวิศวกรรมและใช้ร่วมกัน เช่นมีแผนการจัดการ มีการรีวิวงานร่วมกัน เป็นต้น

ระดับที่ 2 Continuous Practices at Component Level คือการนำแนวทางที่มีไปใช้อย่างแพร่หลายกับทีมย่อยต่างๆ ปลุกฝังการทำงานซ้ำในทีม มีการนำหลักการ automation มาใช้กับทุกๆ ทีม

ระดับที่ 3 Cross Component Continuous Integration คือการผสมผสานบูรณาการร่วมกันในการทำงานระหว่างทีมย่อยต่างๆ พัฒนา flow การทำงานที่ต่อเนื่องกันให้เป็น automation มากขึ้น มีการทำงานเป็น Cycle ร่วมกันที่ชัดเจนขึ้น

ระดับที่ 4 Cross Journey Continuous Integration คือการผสมผสานบูรณาการร่วมกันทั้งหมดตลอดทั้งเส้นทางการทำงาน (Journey)

ระดับที่ 5 On Demand Just in Time Releases คือการสร้างประสิทธิผล (Productivity) จากการทำงานให้ได้มากขึ้น มีการสื่อสารกับทีมที่เกี่ยวข้อง เพื่อให้สามารถส่งมอบงานได้ไหลลื่นและรวดเร็วยิ่งขึ้น

นอกจากการศึกษาของ Patel กับ Ramachandran (2009) และ Benefield (2010) ยังมีการศึกษาในเชิงวิชาการที่เกี่ยวข้องกับวุฒิภาวะทางอโใจล์เช่นงานวิจัยของ Packlick (2007) ที่ได้สร้าง Agile Maturity Map เพื่อแสดงระดับวุฒิภาวะ 5 ระดับได้แก่ การรับรู้ (Awareness) การแปรรูป

(Transformation) การฝ่าฟันอุปสรรค(Breakthrough) การเพิ่มประสิทธิภาพ(Optimizing) และการให้คำปรึกษา(Mentoring) โดยสามารถใช้เป็นแบบประเมินที่มว่าอยู่ในขั้นตอนไหน

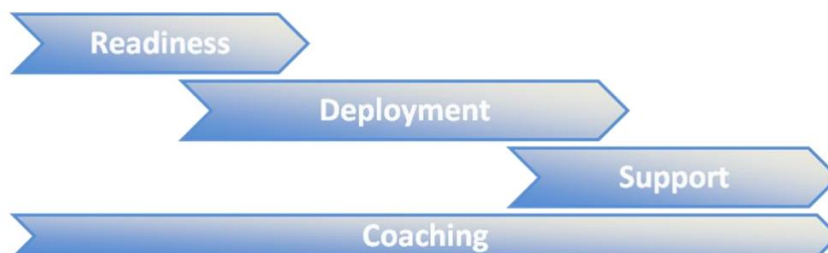
อย่างไรก็ตาม งานวิจัยของ Nurdiani et al (2019) ที่ได้ทำการเปรียบเทียบตัวแบบประเมินวุฒิภาวะทางอใจล์ที่แตกต่างกัน 12 แบบในการศึกษาเชิงประจักษ์พบว่าตัวแบบประเมินเช่นนี้ไม่สามารถใช้เป็นแนวทางปฏิบัติในการใช้งานจริงได้เสมอไป โดยตัวแบบทั้งหลายเพียงแสดงให้เห็นว่าการแปรรูปอใจล์ในองค์กรจะมีการพัฒนาต่อเนื่องไปตามลำดับ ซึ่งสามารถปรับเปลี่ยนลำดับไปได้ตามความเหมาะสมของอุตสาหกรรม

นอกจากนี้ ตัวแบบวุฒิภาวะทางอใจล์ข้างต้นเหมาะสำหรับการประเมินในภาพรวมของทีมหรือของทั้งองค์กร ซึ่งไม่สอดคล้องกับการประเมินในระดับบุคคลนัก อีกทั้งตัวแบบดังกล่าวเป็นแนวทางเชิงวิชาการที่มันักวิจัยได้ศึกษามา โดยในทางปฏิบัติองค์กรต่างๆก็นำหลักการของตัวแบบวุฒิภาวะทางอใจล์เหล่านี้ไปประยุกต์ใช้ให้เหมาะกับสภาพแวดล้อมในบริษัทของตนเอง โดยมีการนำคุณค่าทั้ง 4 ข้อและหลักการทั้ง 12 ข้อมาประกอบการสร้างตัวแบบวุฒิภาวะทางอใจล์ขององค์กรได้ด้วยเช่นกัน

2.1.3.3 Agile Adoption rate

อัตราการยอมรับอใจล์ (Agile Adoption) เป็นอีกหนึ่งส่วนที่องค์กรต้องให้ความสำคัญในการวางแผนทำอใจล์ในองค์กร (Moreira, 2010) ซึ่งการสร้างการยอมรับอใจล์นับเป็นการเปลี่ยนวัฒนธรรมองค์กรในระยะยาว (Ghani et al, 2016) โดย Moreira (2010) ได้แบ่งช่วงของการยอมรับอใจล์ได้เป็น 3 ช่วงดังภาพที่ 2.9 ได้แก่ Readiness คือการสร้างความพร้อมและความอยากเรียนรู้ของพนักงาน โดยวางกลยุทธ์การพัฒนาให้เหมาะสม Deployment คือการเริ่มสร้างความสามารถทางด้านอใจล์ให้กับพนักงานเช่น เข้าใจกระบวนการทำงานแบบอใจล์และปรับใช้ได้ ใช้ Tools ที่เกี่ยวข้องได้ ช่วง Support คือการคอยช่วยเหลือให้คำแนะนำกับทีม รวมถึงมีการตรวจสอบการทำงานของทีมเป็นบางช่วง เพื่อประเมินผล และมีการสร้าง Agile champions ภายในทีมด้วยเช่นกัน โดยทั้งสามส่วนจะต้องการการ Coaching อยู่เสมอตามความเหมาะสมในแต่ละช่วง

ภาพที่ 2.9 แผนงานการยอมรับอไจล์ (Agile Adoption Roadmap)



ที่มา: <https://www.agilealliance.org/wp-content/uploads/2016/01/Agile-Adoption-Roadmap-1110-AgileJournal-Mario-Moreira.pdf>

อย่างไรก็ตามแผนงานการยอมรับอไจล์ข้างต้นยังมีตัวชี้วัดที่คลุมเครือ รวมถึงยังไม่มีตัวชี้วัดที่เป็นโครงสร้างที่ชัดเจนนักเมื่อเปรียบเทียบกับอีกงานวิจัยที่ศึกษาโดย Sidky และ Arthur (2007) ที่ได้วิจัยถึงกรอบแนวคิดการประเมินการยอมรับอไจล์ โดยสร้างจากดัชนีการวัดผลอไจล์ (Agile Measurement Index) ประกอบกับระดับของอไจล์ที่สอดคล้องกับคุณค่าและหลักการของอไจล์ดังแสดงในภาพที่ 2.10

ภาพที่ 2.10 แนวทางการประเมินการยอมรับอโใจล์โดยดัชนีชี้วัดและหลักการอโใจล์

| | Agile Principles | | | | |
|---|--|---|---|--|---|
| | <i>Embrace Change to Deliver Customer Value</i> | <i>Plan and Deliver Software Frequently</i> | <i>Human Centric</i> | <i>Technical Excellence</i> | <i>Customer Collaboration</i> |
| Level 5 Encompassing <i>Establishing a vibrant environment to sustain agility</i> | Low process ceremony [33, 39] | Agile project estimation [20] | <u>Ideal agile physical setup</u> [33] | Test driven development [11] Paired programming [49] <u>No/minimal number of level -1 or 1b people on team</u> [17, 15] | <u>Frequent face-to-face interaction between developers & users (collocated)</u> [12] |
| Level 4 Adaptive <i>Responding to change through multiple levels of feedback</i> | Client driven iterations [33] | Smaller and more frequent releases (<u>4-8 weeks</u>) [35] | | Daily progress tracking meetings [6] | <u>Customer immediately accessible</u> [15] |
| | Continuous customer satisfaction feedback [35, 43] | Adaptive planning [33] [20] | | Agile documentation [40, 31] User stories [21] | <u>Customer contract revolves around commitment of collaboration</u> [26, 35] |
| Level 3: Effective <i>Developing high quality, working software in an efficient an effective manner</i> | | Risk driven iterations [33] Plan features not tasks. [20] Maintain a list of all features and their status (backlog) [31] | Self organizing teams [33, 39, 31, 18] <u>Frequent face-to-face communication</u> [39, 18, 13] | Continuous integration [33] Continuous improvement (refactoring) [31, 12, 24, 5]. Unit tests [28] <u>30% of level 2 and level 3 people</u> [17, 15] | |
| Level 2: Evolutionary <i>Delivering software early and continuously</i> | Evolutionary requirements [33] | Continuous delivery [33, 31, 26, 12] Planning at different levels [20] | | Software configuration management [31] Tracking iteration progress [33] No big design up front (BDUF) [4, 12] | <u>Customer contract reflective of evolutionary development</u> [26, 35] |
| Level 1: Collaborative <i>Enhancing communication and collaboration</i> | Reflect and tune process [35, 43] | Collaborative planning [39, 18, 33] | Collaborative teams [46] Empowered and motivated teams [13] | Coding standards [29, 48, 36] Knowledge sharing tools [33] Task volunteering [33] | <u>Customer commitment to work with developing team</u> [13] |

ที่มา: Sidky และ Arthur, 2007

โดยดัชนีชี้วัดทั้ง 5 ระดับที่สามารถนำมาใช้เป็นตัวประเมินการยอมรับอโใจล์มีดังนี้

ระดับที่ 1 Collaborative คือสามารถส่งเสริมการทำงานร่วมกันกับทุกคนที่เกี่ยวข้องในการทำงาน

ระดับที่ 2 Evolutionary คือมีการส่งมอบงานให้เร็วขึ้น ซึ่งถือว่าเป็นพื้นฐานที่สำคัญที่สุดของการทำงานแบบอโใจล์

ระดับที่ 3: Effective คือให้การให้ความสำคัญกับประสิทธิภาพการทำงานและคุณภาพของงานมากยิ่งขึ้น โดยมี improvement อยู่เสมอ

ระดับที่ 4: Adaptive คือความพร้อมที่จะปรับเปลี่ยนขั้นตอนการทำงานตามข้อเสนอแนะในหลายๆระดับได้อย่างเหมาะสม

ระดับที่ 5: Encompassing คือมี Agility เป็น Culture ติดตัวแล้ว สามารถที่จะปรับเปลี่ยนสภาพแวดล้อมการทำงานรอบตัวให้สอดคล้องและช่วยสนับสนุนการทำงานแบบอใจล์ในองค์กรได้

นอกจากการศึกษาของ Moreira (2010) และ Sidky กับ Arthur (2007) แล้ว ยังมีการศึกษาในเชิงวิชาการที่เกี่ยวข้องกับกรอบแนวคิด Agile Adoption เช่นงานวิจัยของ Jovanović et al. (2017) ที่แบ่งการยอมรับอใจล์เป็นช่วงใหญ่ๆสามช่วงได้แก่ Preparation, Transformation (team level) และ Agile organization โดยใช้กรณีศึกษาจาก 3 องค์กร

งานวิจัยของ Qumer และ Henderson-Sellers (2008) ที่สร้างตัวแบบการยอมรับและพัฒนาอใจล์ (Agile adoption and improvement model: AAIML) ไว้ 6 ส่วน ได้แก่ 1. ความเร็ว ความยืดหยุ่น การตอบสนอง 2.การเน้นที่การสื่อสาร 3.การสร้างสิ่งที่ใช้งานได้จริง 4.การเน้นที่ผู้คน 5.การเรียนรู้ 6. การผลิตแบบ Lean และการรักษาไว้ซึ่งอใจล์

López-Martínez et al. (2016) ได้ทำ Systematic Literature Review เพื่อหาปัญหาในการยอมรับอใจล์ของพนักงานและพบว่าปัญหาต่างๆในด้านบุคคลเช่นการขาดการสื่อสารที่มีประสิทธิภาพ การขาดความมุ่งมั่นในการตัดสินใจ การขาดความร่วมมือกับลูกค้า ส่งผลให้เกิดปัญหาในการยอมรับอใจล์

จากการทบทวนวรรณกรรมที่เกี่ยวข้องพบว่าดัชนีชี้วัดในกรอบแนวคิดการประเมินการยอมรับอใจล์ของ Sidky และ Arthur, (2007) นั้นสอดคล้องกับหลักการของอใจล์และวัตถุประสงค์ในการแปรรูปองค์กรของทีม Agile transformation ในบริษัทกรณีศึกษาเช่นกัน เนื่องจากการวัดผล การยอมรับอใจล์ของพนักงานในองค์กรเป็นตัวชี้วัดหลักของการประสบความสำเร็จในการเปลี่ยนจากองค์กรแบบดั้งเดิมให้เป็นองค์กรแบบอใจล์ อีกทั้งกรอบแนวคิดดังกล่าวสามารถใช้ในการประเมินผลระดับบุคคลได้เช่นกัน ดังนั้นงานวิจัยฉบับนี้จึงนำแนวคิดของดัชนีการวัดผลอใจล์ในระดับที่ 5 ของ Sidky และ Arthur, (2007) มาเป็นตัวชี้วัดว่าในระดับบุคคลว่าพนักงานคนนี่ยอมรับการทำงานแบบอใจล์ได้สมบูรณ์และสามารถถอนการช่วยเหลือของทีมงาน Agile transformation จากพนักงานดังกล่าวได้ โดยงานวิจัยนี้จะทำการศึกษาว่าพนักงานแต่ละคนใช้เวลาเท่าใดจนยอมรับการทำงาน

แบบบอโจล์ได้ถึงระดับที่ 5 และนำมาสร้างเป็นตัวแบบการจำแนกระยะเวลาที่พนักงานจะยอมรับการทำงานแบบบอโจล์เพื่อประยุกต์ใช้ในองค์กรต่อไป

2.1.4 ปัจจัยที่ส่งผลต่อประสิทธิภาพการทำงานและการยอมรับบอโจล์

ปัจจุบันมีงานวิจัยในเชิงวิชาการที่ศึกษาถึงปัจจัยต่างๆ ที่มีความสัมพันธ์กับการยอมรับบอโจล์หรือการแปรรูปบอโจล์ในองค์กร โดยมีทั้งงานวิจัยที่ศึกษาปัจจัยต่างๆ ในหลายมุมมองพร้อมกัน เพื่อให้สามารถเข้าใจถึงปัจจัยต่างๆ ในภาพรวมทั้งหมดเช่น ปัจจัยด้านเทคนิค ปัจจัยด้านองค์กร และปัจจัยด้านมนุษย์ (Altuwajiri และ Ferrario, 2022; Dhir et al, 2019; Abdalhamid และ Mishra, 2017; Shahane et al, 2014; Senapathi และ Srinivasan, 2012) ในขณะเดียวกันก็มีงานวิจัยที่ให้ ความสำคัญเฉพาะเจาะจงกับปัจจัยด้านมนุษย์อย่างเดียว (Abidin et al., 2017; Bhannarai และ Doungsa-ard, 2016; Abidin และ Ghani, 2016; Chagas et al, 2015) เนื่องจากเป็นความท้าทายหลักในการปรับเปลี่ยนองค์กรให้เป็นแบบบอโจล์ (Tolfo, 2011) ซึ่งผลการศึกษาลงถึงปัจจัยในแต่ละด้านของงานวิจัยที่ผ่านมา มีรายละเอียดดังต่อไปนี้

2.1.4.1 ปัจจัยด้านเทคนิค (Technical factors)

การศึกษาเชิงวิชาการหลายงานได้มีการศึกษาที่ครอบคลุมปัจจัยทางด้านเทคนิคในองค์กร เนื่องจากเดิมที่การทำงานแบบบอโจล์ใช้กับการพัฒนาซอฟต์แวร์เป็นหลักทำให้มีหลายงานวิจัยที่ให้ความสำคัญทางด้านเทคนิค โดยเฉพาะงานวิจัยในสาขาเทคโนโลยี อย่างไรก็ตาม ปัจจัยด้านเทคนิคก็ยังคงเป็นมิติที่สามารถนำมาประยุกต์ใช้ได้บางส่วน หากองค์กรมีการนำบอโจล์มาใช้ในภาคธุรกิจ

งานวิจัยที่ผ่านมาพบว่าปัจจัยด้านเทคนิคที่เป็นผลแห่งความสำเร็จ (Success factors) จะเกี่ยวกับความรู้ในการปฏิบัติงานด้านบอโจล์เช่น Agile practice, TDD, Pair programming (Abdalhamid และ Mishra, 2017; Senapathi และ Srinivasan, 2012) รวมถึงหรือการใช้เครื่องมือต่างๆ ร่วมในการทำงาน (Abdalhamid และ Mishra, 2017; Senapathi และ Srinivasan, 2012) เป็นต้น อย่างไรก็ตาม การศึกษาของ Altuwajiri และ Ferrario (2022) ที่ใช้ mixed-method ในการศึกษาการยอมรับบอโจล์ในธุรกิจ SMEs และพบว่าเทคนิคการปฏิบัติงานแบบบอโจล์ไม่ได้มีความสำคัญมากนักเนื่องจากทีมงานสามารถประยุกต์ใช้การปฏิบัติงานในรูปแบบอื่นเป็นตัวเสริมแทนได้ แต่การศึกษายังพบว่าเครื่องมือหรือเทคโนโลยีที่เหมาะสมกับบอโจล์ยังมีความสำคัญและส่งผลกระทบต่อความสำเร็จและการยอมรับบอโจล์

ในขณะเดียวกัน งานวิจัยที่ผ่านมาพบว่าปัจจัยด้านเทคนิคที่เป็นส่งผลให้เกิดความล้มเหลว (Failure factors) ในการยอมรับจอโต้ได้แก่การใช้เครื่องมือหรือเทคโนโลยีที่ไม่เหมาะสม และการขาดหลักปฏิบัติแบบจอโต้ที่ถูกต้อง (Dhir et al., 2019; Abdalhamid และ Mishra, 2017) ซึ่งหมายถึงการขาดปัจจัยแห่งความสำเร็จที่ได้อธิบายข้างต้น และไม่มีปัจจัยแห่งความล้มเหลวอื่นๆ เพิ่มเติม

2.1.4.2 ปัจจัยด้านองค์กร (Organizational factors)

ปัจจัยด้านองค์กรเป็นอีกปัจจัยที่สำคัญในการสร้างการยอมรับจอโต้ทั้งยังสามารถประยุกต์ใช้กับบริบทของการแปรรูปจอโต้ในธุรกิจได้ดีกว่าปัจจัยด้านเทคนิค เนื่องจากการแปรรูปจอโต้เพื่อเพิ่มความคล่องตัวจะส่งผลกระทบต่อทั้งองค์กร (Aghina, 2021) โดยพบว่าปัจจัยด้านองค์กรที่ส่งผลต่อความสำเร็จได้แก่วัฒนธรรมองค์กรและสภาพแวดล้อมในองค์กรที่เหมาะสมให้มีความคล่องตัวภายในองค์กรอยู่เสมอ (Altuwaijri และ Ferrario, 2022; Dhir et al., 2019; Abdalhamid และ Mishra, 2017) รวมถึงการได้รับการสนับสนุนจากผู้บริหารก็เป็นอีกหนึ่งปัจจัยที่ทำให้เกิดการยอมรับจอโต้ในองค์กร (Altuwaijri และ Ferrario, 2022)

ในส่วนของปัจจัยที่ส่งผลต่อความล้มเหลวคือการขาดผู้สนับสนุนอย่างเป็นทางการ การขาดการบริหารจัดการที่ดี รวมถึงองค์กรมีขนาดที่ใหญ่เกินไป (Abdalhamid และ Mishra, 2017) และอีกปัจจัยที่สำคัญคือการมีวัฒนธรรมองค์กรที่ไม่เหมาะสมโดย Abdalhamid และ Mishra, 2017 กล่าวว่า การยอมรับจอโต้จะทำได้ไม่ดีหากองค์กรมีวัฒนธรรมแบบดั้งเดิมมากเกินไป รวมถึงมีการเมืองในองค์กรมากเกินไปซึ่งสอดคล้องกับ Mahanti (2006) พนักงานบางคนในองค์กรไม่เปลี่ยนมาทำงานแบบจอโต้เพราะต้องการรักษาอำนาจเดิมของตนเองไว้ ส่วนงานวิจัยของ Dhir et al. (2019) ระบุว่าวัฒนธรรมองค์กรที่เป็นสังคมที่คับแคบปัจจัยที่ต่อความล้มเหลวเช่นกัน

วัฒนธรรมองค์กรนับเป็นสิ่งสำคัญที่ส่งผลทั้งต่อความสำเร็จและความล้มเหลวในการแปรรูปและการยอมรับจอโต้ภายในองค์กร อย่างไรก็ตามปัจจัยด้านองค์กรดังกล่าวไม่สามารถถูกวัดเป็นรายบุคคลได้เนื่องจากเป็นภาพที่ต้องแสดงออกมาให้เห็นในทั้งองค์กร ดังนั้นจึงเป็นการยากในการนำมาใช้พิจารณาถึงการยอมรับจอโต้ระดับบุคคลในการงานวิจัยฉบับนี้

2.1.4.3 ปัจจัยด้านมนุษย์ (Human factors)

ปัจจัยด้านมนุษย์นั้นมีความสำคัญอันดับต้นๆในการส่งเสริมให้พนักงานในองค์กรมีการยอมรับการทำงานแบบอโใจล์ (Tolfo, 2011) ดังนั้นการทบทวนวรรณกรรมนี้จึงพบงานวิจัยหลายฉบับที่ศึกษาปัจจัยด้านมนุษย์ที่ส่งผลต่อการแปรรูปอโใจล์ โดยมีทั้งที่อยู่ในการศึกษาภาพรวมหลายปัจจัยหรือการศึกษาที่ให้ความสำคัญกับปัจจัยด้านมนุษย์เพียงอย่างเดียว

จากงานวิจัยที่ศึกษาภาพรวมหลายปัจจัยพบว่าปัจจัยด้านมนุษย์ที่ส่งผลต่อความสำเร็จได้แก่ทักษะในการสื่อสาร มีวิธีบริหารจัดการงานที่เหมาะสม และการให้ความสำคัญกับปัญหาของลูกค้า (Abdalthamid และ Mishra 2017) ซึ่งสอดคล้องกับ Altuwaijri และ Ferrario (2022) ที่พบว่าทักษะในการมีส่วนร่วมของลูกค้า (Customer involvement) เป็นปัจจัยหนึ่งที่ทำให้การยอมรับอโใจล์ประสบความสำเร็จ ในขณะเดียวกัน ปัจจัยที่ส่งผลต่อความล้มเหลวคือขาดการทำงานร่วมกันเป็นทีม ขาดทักษะการบริหารโครงการ รวมถึงมีความสัมพันธ์ที่ไม่ดีกับลูกค้า (Abdalthamid และ Mishra 2017) นอกจากนี้ Mahanti (2006) พบว่าการกลัวการเปลี่ยนแปลง ทศนคติแบบแบบทำทุกอย่างไปพร้อมกัน หรือมีความคิดแบบปิด ล้วนส่งผลเชิงลบกับการยอมรับอโใจล์ของพนักงานในองค์กร

ในขณะเดียวกันมีงานวิจัยที่ศึกษาเฉพาะปัจจัยด้านมนุษย์พบว่าการปกครอง การมีความโปร่งใส การควบคุม การหักห้ามใจ การทำงานร่วมกัน และการสื่อสารล้วนเป็นปัจจัยที่สำคัญที่พบในสภาพแวดล้อมแบบอโใจล์ (Abidin และ Ghani, 2016) และมีงานวิจัยที่พบว่าปัจจัยด้านมนุษย์ทั้งในระดับบุคคลและระหว่างบุคคลได้แก่ทักษะการสื่อสาร การทำงานร่วมกันเป็นทีม และการสร้างความเชื่อมั่น เป็น 3 ปัจจัยที่ถูกพูดถึงมากที่สุด (Chagas et al, 2015) ซึ่งสอดคล้องกับ Abidin et al. (2017) ที่ได้วิจัยด้วยการทบทวนวรรณกรรมร่วมกับการใช้กรณีศึกษาก็พบว่า ทักษะการทำงานร่วมกันกับผู้อื่น มีการพูดถึงมากที่สุดเช่นกัน รองลงมาเป็นเรื่องของความต้านทานต่อการเปลี่ยนแปลง และการสร้างความเชื่อมั่น และงานวิจัยของ López-Martínez et al. (2016) ที่ทำการทบทวนวรรณกรรมทั้งสิ้น 27 ชุดแล้วพบว่าปัจจัยที่ยกตัวอย่างข้างต้น เช่นการทำงานร่วมกัน การสื่อสาร เป็นหนึ่งในปัจจัยด้านบุคคลที่พบว่ามีความสัมพันธ์กับการยอมรับอโใจล์ในองค์กร นอกจากนี้ยังพบอีกว่าปัจจัยเช่นบุคลิกภาพของพนักงานในองค์กรยังมีความสัมพันธ์กับความเป็นอโใจล์ของพนักงานคนนั้น และสามารถถูกนำมาพัฒนาเป็นตัวแบบการจำแนกคนที่มีความเป็นอโใจล์ได้อีกเช่นกัน (Bhannarai และ Doungsa-ard, 2016)

ด้วยเหตุที่ว่าปัจจัยด้านมนุษย์เป็นปัจจัยที่มีความสำคัญมากที่สุดในการแปรรูปอโใจล์ในองค์กร อีกทั้งปัจจัยด้านมนุษย์ยังมีผลต่อการยอมรับอโใจล์ของพนักงาน รวมถึงมีตัวอย่างงานวิจัยด้าน

วิทยาศาสตร์ข้อมูล ที่นำปัจจัยด้านมนุษย์เช่นบุคลิกภาพของพนักงานมาสร้างเป็นแบบจำแนกได้ (Bhannarai, 2016) ดังนั้นงานวิจัยฉบับนี้จะนำข้อมูลที่เป็นปัจจัยด้านมนุษย์มาสร้างเป็นแบบการจำแนกระยะเวลาที่พนักงานจะยอมรับการทำงานแบบบอโจล์ และอธิบายถึงผลการวิจัยในบทต่อไป

2.2 บริบทของบริษัทที่ใช้ในกรณีศึกษา

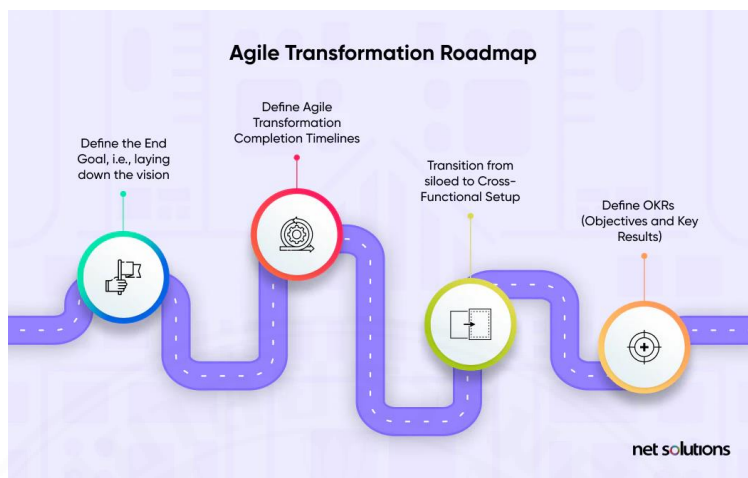
2.2.1 ประเภทและลักษณะของธุรกิจ

การวิจัยนี้เลือกใช้บริการกรณีศึกษาที่อยู่ในธุรกิจประกันชีวิตแห่งหนึ่งในประเทศไทย ซึ่งบริษัทนี้เป็นองค์กรชั้นนำและเป็นองค์กรแบบดั้งเดิมที่อยู่ในธุรกิจประกันชีวิตไทยมาอย่างยาวนาน ปัจจุบันเป็นบริษัทที่มีส่วนแบ่งการตลาดอยู่ในอันดับสูงสุด 5 อันดับแรก มีพนักงานในบริษัทประมาณ 2,000 คน โดยบริษัทมีผลิตภัณฑ์ประเภทประกันชีวิตที่หลากหลายได้แก่ ประกันชีวิตแบบตลอดชีพ ประกันชีวิตแบบชั่วเวลา ประกันชีวิตควบการลงทุน ประกันกลุ่ม เป็นต้น

2.2.2 การแปรรูปอโจล์ในบริษัท

ปัจจุบันบริษัทกรณีศึกษานี้อยู่ในกระบวนการแปรรูปอโจล์ภายในองค์กร โดยการแปรรูปเริ่มดำเนินการตั้งแต่ต้นปี พ.ศ. 2564 โดยมีการเริ่มจัดตั้งทีมงาน Agile transformation ขึ้นมาเพื่อให้เป็นเหมือน Center of Excellence (CoE) ทางด้าน Agile ในองค์กร โดยภายในทีมประกอบไปด้วย Agile CoE Lead 1 คน และ Agile Coach 4 คน ทำงานร่วมกันเพื่อช่วยกำหนดเป้าหมายและวิสัยทัศน์ร่วมกันกับกลุ่มผู้บริหาร กำหนดแผนการขยายขอบเขตการทำงานแบบบอโจล์ในองค์กร และช่วยในการจัดตั้งทีมงานเบิกทาง (Front-runner teams) เพื่อมาทดลองทำงานในรูปแบบบอโจล์ โดยมีการวาง Timeline ว่าจะต้องวัดผลสำเร็จได้ในเวลา 1 ปี ระหว่างนั้น ก็ได้มีการขยายทีมงานที่ทำงานแบบบอโจล์เพิ่มเติม โดยสร้างเป็น Cross-functional teams โดยที่แต่ละทีมที่ทำงานแบบบอโจล์ จะเปลี่ยนจากการใช้ Key Performance Indicator (KPI) เป็นตัวชี้วัดประสิทธิภาพการทำงานรายปี เพียงอย่างเดียว มาเป็นการใช้ Objective and Key Results (OKR) เป็นตัววัดผลการทำงานรายไตรมาสด้วย ซึ่งแผนงานนี้ก็สอดคล้องกับแผนงานการแปรรูปอโจล์ในองค์กรที่แสดงในภาพที่ 2.11

ภาพที่ 2.11 แผนงานการแปรรูปไจลในองค์กร



ที่มา: <https://www.netsolutions.com/insights/the-road-to-agile-transformation-steps/>

หน้าที่ของในฐานะ Agile coach ขององค์กรคือคอยช่วยเหลือพนักงานในการเปลี่ยนมาทำงานแบบไจลให้มากขึ้น ปรับเปลี่ยน mindset ของพนักงาน สร้าง Agile culture ในองค์กร ผ่านการฝึกสอนแบบ Coaching และ Training จัด workshop ภายในองค์กร รวมถึงเป็นผู้ดูแลทีมงานที่ทำงานแบบ Agile โดยการเข้าไปมีส่วนร่วมใน Agile events ของทีม อีกทั้งวางแผนร่วมกับผู้บริหารในการจัดตั้งทีมงานแบบเพิ่มเติมในองค์กร รวมถึงช่วยประเมินความเหมาะสมของพนักงานที่จะเข้ามาทำงานในทีมแบบไจลด้วย โดยโครงสร้างของทีมที่ทำงานแบบไจล สามารถแบ่งออกได้เป็นทีมใหญ่ และมีทีมย่อยภายในทีม โดยทีมย่อยมีสมาชิกอยู่ที่ 3-9 คน ซึ่งทีมงานแบบไจลสามารถแบ่งได้เป็น 2 รูปแบบได้แก่ Cross-functional team คือการรวมสมาชิกจากหลายๆหน่วยงานมาอยู่ในทีมใหม่ทีมเดียวกัน และ Self-managing team คือการเปลี่ยนทีมดั้งเดิมทั้งทีมให้มีการทำงานแบบไจล

โดยในปัจจุบันนี้ องค์กรมีพนักงานที่ทำงานแบบไจลแล้วประมาณ 25 ทีม เป็นจำนวนพนักงานประมาณ 150 คน หรือประมาณ 7.5% ของพนักงานทั้งหมดในองค์กร โดยทีม Agile Transformation ได้รับเป้าหมายให้ทำการขยายจำนวนพนักงานที่ทำงานแบบไจล (Scale up) ให้ได้เป็น 15% ภายในปีพ.ศ. 2566 นี้ ซึ่งถือเป็นดัชนีชี้วัดความสำเร็จ (KPI) ร่วมกันของทีม

กระบวนการในการแปรรูป

การแปรรูปไจลในองค์กรในปัจจุบัน ทีมงาน Agile transformation มีกระบวนการดังต่อไปนี้

1. ทีมงาน Agile Transformation ปรึกษาหารือกับผู้บริหารถึงหน่วยงานที่เกี่ยวข้อง เพื่อตัดสินใจว่าจะทำการแปรรูปไจล์ในทีมไหน โดยพิจารณาจากความสำคัญของงาน และเป้าหมายหลักขององค์กร
2. ตั้งเป้าหมายหลักของทีม ระบุประเภทของทีม ระบุหัวหน้าทีม และสร้างแผนการทำงานและการพัฒนาความสามารถทางด้านอไจล์ของทีม พร้อมให้ผู้บริหารอนุมัติ
3. เริ่มต้นจัดตั้งทีม ทำการ Coaching และพัฒนาความรู้ ทักษะการทำงานแบบอไจล์ให้กับสมาชิกในทีม โดยพิจารณาทั้งภาพรวมของทีมและรายบุคคล โดยทำการประเมินทุกคนในทีมควบคู่กันไปด้วย โดยปกติใช้เวลาประมาณ 1 ปี
4. เมื่อประเมินแล้วพบว่าทีมงานมี ทักษะและ mindset แบบอไจล์ ที่ชัดเจน และสามารถจะปรับเปลี่ยนสภาพแวดล้อมการทำงานรอบตัวให้เป็นตามแนวความคิดแบบอไจล์ได้ด้วยตนเองแล้ว (ระดับที่ 5: Encompassing; Sidky and Arthur, 2007) ทีมงาน Agile Transformation ก็จะถอนตัวออกจากทีมเพื่อไปพัฒนาพนักงานคนอื่นในองค์กรต่อไป

อย่างไรก็ตามกระบวนการข้างต้นมีข้อเสียคือใช้เวลานานในการแปรรูปไจล์ในทีมที่เลือกมา เนื่องจากพนักงานในทีมมีความสามารถในการเรียนรู้และยอมรับอไจล์ได้แตกต่างกันเช่น ในทีม 8 คน พนักงาน 3 คนสามารถเรียนรู้ไจล์ได้เร็วภายใน 1 ไตรมาส แต่พนักงานอีก 5 คนที่เหลือใช้ระยะเวลาในการเรียนรู้ที่ 3-4 ไตรมาส จึงทำให้ Agile coach ยังคงต้องอยู่กับทีมไปตลอดถึง 4 ไตรมาส ทำให้ขาดแรงงานที่จะไปช่วยขยายการทำงานแบบอไจล์ให้กับพนักงานคนอื่น อีกทั้งองค์กร ขาดข้อมูลที่ช่วยให้สามารถคัดเลือกพนักงานที่มีแนวโน้มเรียนรู้ไจล์ได้เร็วมาทำงานในทีม ทำให้ต้องใช้เวลาเฉลี่ยในการพัฒนาพนักงานมากขึ้น ดังนั้นหากองค์กรมีตัวแบบการจำแนกพนักงานที่มีแนวโน้มจะยอมรับการทำงานแบบอไจล์ได้ภายในช่วงระยะเวลาต่างๆได้ จะช่วยให้ทีมงานสามารถคัดเลือกพนักงานที่เหมาะสมได้ดีขึ้น ลดเวลาในการแปรรูป และสามารถขยายจำนวนพนักงานที่ทำงานแบบอไจล์ในองค์กรได้รวดเร็วขึ้น และสำเร็จได้ตามเป้าได้เร็วขึ้น

การประเมินการแปรรูปไจล์ของทีม

ในการประเมินผลการแปรรูปไจล์ในองค์กรของทีม Agile Transformation ถูกวัดจาก

1. Agile Adoption คือการวัดจำนวนพนักงานในองค์กรที่มีการทำงานแบบอไจล์เปรียบเทียบกับพนักงานทั้งหมดในองค์กร ซึ่งจะตัวเลขเป็นเปอร์เซ็นต์ โดยจะนับเมื่อพนักงานบุคคลนั้นทำงานแบบอไจล์ไปแล้วประมาณ 1 ไตรมาส

- 2. Agile Maturity คือการวัดวุฒิภาวะของไจล์ภายในองค์กร โดยพิจารณาผลประเมินรวมจากทีมที่ทำงานแบบอไจล์ทั้งหมดในองค์กร ว่ามีระดับวุฒิภาวะทางอไจล์ในแต่ละด้านเป็นเช่นไร ตั้งแต่ เริ่มต้นจนถึงเป็นอไจล์อย่างแท้จริง โดยใช้แบบประเมินดังภาพที่ 2.12

ภาพที่ 2.12 แบบประเมินวุฒิภาวะทางอไจล์ขององค์กร



ที่มา: บริษัทกรณศึกษา

2.3 หลักการและทฤษฎีเกี่ยวข้องกับการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning)

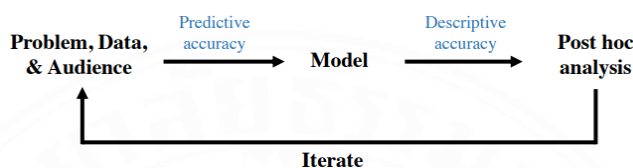
2.3.1 ความหมายและประเภทของการเรียนรู้ของเครื่อง

การเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning) เป็นศาสตร์แขนงหนึ่งของปัญญาประดิษฐ์ (AI) และวิทยาการคอมพิวเตอร์ โดยการให้ความสำคัญกับการใช้ข้อมูลที่มีอยู่และขั้นตอนวิธีต่างๆ (Algorithm) เพื่อใช้ในการเรียนรู้เช่นเดียวกับการเรียนรู้ของมนุษย์ และพยายามปรับปรุงความแม่นยำของการเรียนรู้ให้เพิ่มขึ้นอยู่เสมอ (IBM, 2023) รวมถึงเป็นการสกัดเอาความรู้ที่มีอยู่หรือที่มีความเกี่ยวข้องกันกับสิ่งที่เราสนใจมาจากข้อมูล (Murdoch et al, 2019) เมื่อนำมาใช้ในบริบทของวิทยาการข้อมูล การเรียนรู้ของเครื่องจะสามารถช่วยให้เราเข้าใจและแก้ไขปัญหาที่เกิดขึ้นได้ดียิ่งขึ้น

กระบวนการเรียนรู้ของเครื่องเริ่มต้นจากการระบุปัญหา เลือกรูปแบบของข้อมูลที่จะใช้และระบุผู้ที่เราจะช่วยแก้ปัญหา (Audience) จากนั้นทำการสร้างตัวแบบเพื่อใช้วิเคราะห์หรือตอบคำถาม

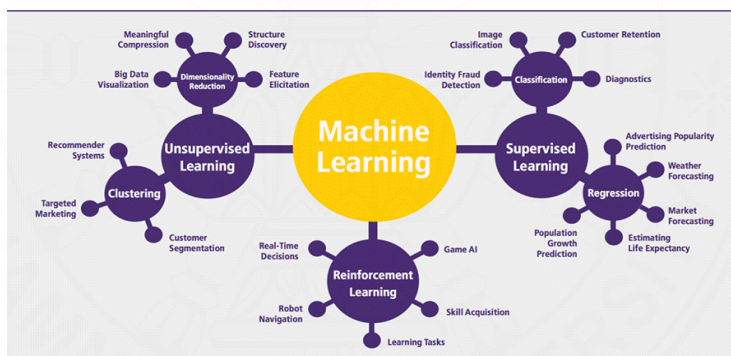
ปัญหาที่เราตั้งไว้ผ่านขั้นตอนวิธีและเทคนิคต่างๆ และทำการวัดผลการวิเคราะห์ ประสิทธิภาพของตัวแบบ และทำการปรับปรุงเพิ่มเติมต่อไป ดังแสดงในภาพที่ 2.13 ทั้งนี้การเรียนรู้ของเครื่องในปัจจุบันสามารถแบ่งได้ 3 ประเภทหลักๆดังแสดงในภาพที่ 2.14

ภาพที่ 2.13 ภาพกระบวนการเรียนรู้ของเครื่องในบริบทของวิทยาศาสตร์ข้อมูล



ที่มา: Murdoch et al, 2019

ภาพที่ 2.14 ประเภทของการเรียนรู้ของเครื่อง



ที่มา: <https://www.thaiprogrammer.org/>

การเรียนรู้แบบมีผู้สอน (Supervised learning)

การเรียนรู้แบบมีผู้สอนคือการเรียนรู้โดยการแบ่งชุดข้อมูล (Data set) ออกเป็น 2 ประเภท ได้แก่ 1) ชุดข้อมูลที่ใช้ในการฝึกสอน (Train set) ซึ่งเป็นข้อมูล (Feature) ที่ให้เครื่องได้เรียนรู้ความสัมพันธ์ระหว่างข้อมูลที่เป็นตัวเหตุและข้อมูลที่เป็นตัวผลลัพธ์ เพื่อให้สามารถพยากรณ์ข้อมูลที่เป็นผลลัพธ์ได้จากการวิเคราะห์ข้อมูลที่เป็นผลที่แตกต่างกันหลายข้อมูล โดยจะมีการทำสัญลักษณ์ (Label) ไว้กับข้อมูลที่เราสนใจ 2) ชุดข้อมูลที่ใช้ในการทดสอบ (Test set) เป็นข้อมูลที่ใช้วัดความถูกต้องและประสิทธิภาพของตัวแบบ โดยตัวแบบจะทำนายข้อมูลผลลัพธ์ด้วยตัวเอง และทำการ

เปรียบเทียบกับข้อมูลที่ถูกต้อง เพื่อให้ผู้สร้างตัวแบบสามารถปรับปรุงตัวแบบให้มีประสิทธิภาพมากขึ้นต่อไป

การเรียนรู้แบบมีผู้สอนสามารถจำแนกประเภทได้หลักๆ 2 ประเภท ได้แก่

1) ตัวแบบการถดถอย (Regression) เป็นตัวแบบที่นำหลักการวิเคราะห์การถดถอยทางสถิติมาใช้พิจารณาแนวโน้มของผลลัพธ์ที่มีความสัมพันธ์ที่ใกล้เคียงกับข้อมูลที่เป็นตัวเหตุที่เราเลือกมา หรือก็คือตัวแปรอิสระ (Independent Variable) และตัวแปรตาม (Dependent Variable) โดยตัวแบบการถดถอย (Regression) เหมาะกับข้อมูลที่เป็นตัวเลข และสามารถใช้ได้กับข้อมูลที่มีหลายตัวแปร ตัวอย่างตัวแบบการถดถอยได้แก่ การถดถอยเชิงเส้น (Linear Regression), การถดถอยพหุคูณ (Multiple Linear Regression) เป็นต้น

2) ตัวแบบการจำแนก (Classification) เป็นตัวแบบที่ใช้ในการทำนายกลุ่มของข้อมูลผลลัพธ์ที่เป็นไปได้ โดยพิจารณาข้อมูลที่เป็นตัวเหตุ โดยพิจารณาจากข้อมูลฝึกสอนว่า แต่ละชุดข้อมูลอยู่ในกลุ่มใดและสาเหตุที่ถูกจัดอยู่ในกลุ่มนั้น จากนั้นเมื่อได้ชุดข้อมูลที่เป็นตัวเหตุมา ตัวแบบก็จะวิเคราะห์และจำแนกไปยังกลุ่มที่มีความสัมพันธ์ใกล้เคียงกันมากที่สุด ตัวอย่างตัวแบบการจัดกลุ่มที่ใช้กันแพร่หลายได้แก่ การจำแนกแบบไบนารี (Binary classification), การจำแนกประเภทหลายคลาส (Multi-Class Classification), การจำแนกประเภทหลายเลเบล (Multi-Label Classification), และการจำแนกแบบข้อมูลไม่เท่าเทียม (Imbalanced Classification)

การเรียนรู้แบบไม่มีผู้สอน (Unsupervised learning)

การเรียนรู้แบบไม่มีผู้สอนคือการเรียนรู้ของเครื่องโดยไม่มีการแบ่งชุดข้อมูลสำหรับเรียนรู้และทดสอบ แต่จะนำข้อมูลทั้งหมดที่มีมาใช้วิเคราะห์และเรียนรู้ผลลัพธ์ที่ควรจะเป็นด้วยตัวเอง และสามารถนำข้อมูลชุดใหม่ที่ไม่เคยพบมาก่อนมาทำการหาผลลัพธ์ที่เหมาะสมหรือหาแบบแผน (pattern) ที่ควรจะเป็นของข้อมูลใหม่นั้น อย่างไรก็ตามการเรียนรู้แบบไม่มีผู้สอนจะทำการเรียนรู้ใหม่ทุกครั้งเมื่อมีข้อมูลชุดใหม่เข้ามา โดยการเรียนรู้แบบไม่มีผู้สอนมักจะถูกนำมาใช้กับปัญหาที่เกี่ยวข้องกับการแบ่งกลุ่มข้อมูล (Clustering) เช่น การแบ่งกลุ่มลูกค้าที่ซื้อสินค้าของบริษัท เป็นต้น

การเรียนรู้แบบเสริมกำลัง (Reinforcement learning)

การเรียนรู้แบบเสริมกำลังคือการเรียนรู้ของเครื่องที่มีลักษณะที่คล้ายกับการเรียนรู้ของมนุษย์มากที่สุด โดยเป็นการเรียนรู้ที่เกิดจากการศึกษาปฏิสัมพันธ์ (interaction) ระหว่างผู้เรียนรู้ (agent) กับสิ่งแวดล้อม (environment) ซึ่งเป็นการเรียนรู้เช่นเดียวกับปัญญาประดิษฐ์ (AI) โดยเป็นการ

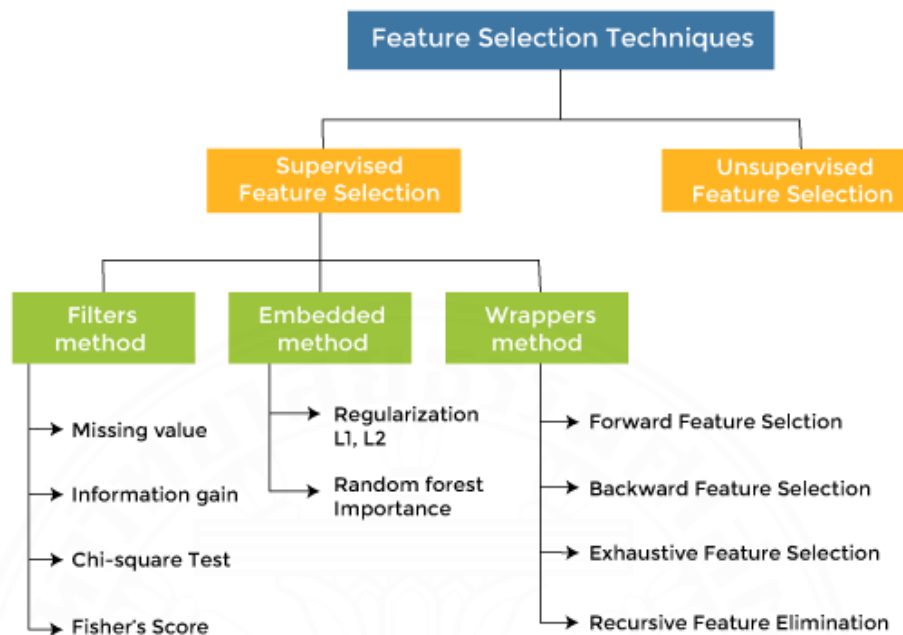
เรียนรู้จากการลองผิดลองถูก โดยการเรียนรู้แบบเสริมกำลังมีอยู่ด้วยกัน 2 ประเภท ได้แก่ 1) Positive Reinforcement คือการเพิ่มข้อมูลหรือตัวแปรที่มีแนวโน้มที่จะทำให้พฤติกรรมที่คาดหวังเกิดขึ้นซ้ำอีกและส่งผลกระทบเชิงบวกต่อพฤติกรรมของตัวแทน และ 2) Negative Reinforcement คือการเพิ่มข้อมูลหรือตัวแปรที่มีแนวโน้มที่ช่วยลดผลกระทบเชิงลบต่อพฤติกรรมของตัวแทน โดยตัวอย่างของการเรียนรู้แบบเสริมกำลังได้แก่ ระบบขับรถอัจฉริยะ (self-driving cars) ระบบเล่นโกะอัจฉริยะ (Alpha Go) เป็นต้น

สำหรับงานวิจัยฉบับนี้ ผู้วิจัยเลือกใช้การเรียนรู้แบบการเรียนรู้แบบมีผู้สอน ตัวแบบการจำแนกประเภทหลายคลาสในการศึกษาถึงการจำแนกระยะเวลาที่พนักงานจะยอมรับการทำงานแบบบอใจล์เนื่องจากสามารถจำแนกหมวดหมู่ของผลลัพธ์ได้มากกว่า 2 หมวด โดยจะทำการศึกษาและเปรียบเทียบประสิทธิภาพจากหลายๆขั้นตอนวิธีซึ่งจะอธิบายเพิ่มเติมในหัวข้อที่ 2.3.3 ต่อไป

2.3.2 การคัดเลือกคุณลักษณะ

การคัดเลือกคุณลักษณะ (Feature selection) คือการคัดเลือกข้อมูลที่เป็นคุณลักษณะที่สอดคล้องกับผลลัพธ์ที่เราต้องการเห็นและเป็นการช่วยลดจำนวนตัวแปรที่จะใช้ในการสร้างตัวแบบการจำแนกข้อมูล (Classification model) เพื่อให้ตัวแบบมีจำนวนตัวแปรที่เหมาะสม ไม่เยอะจนเกินไป ซึ่งการคัดเลือกคุณลักษณะที่ดีจะไม่ส่งผลกระทบต่อประสิทธิภาพของความแม่นยำของตัวแบบการจำแนกข้อมูล โดยขั้นตอนการคัดเลือกคุณลักษณะ (Feature selection) สามารถแบ่งเป็น 3 กลุ่มหลักได้ดังแสดงในภาพที่ 2.15 ซึ่งมีประเภหาดังต่อไปนี้

ภาพที่ 2.15 ประเภทของการคัดเลือกคุณลักษณะ



ที่มา: <https://www.javatpoint.com/feature-selection-techniques-in-machine-learning>

2.3.2.1 Filter method

วิธีการกรอง (Filter method) คือการคัดเลือกคุณลักษณะโดยใช้หลักการคำนวณหาค่าความสำคัญและจัดเรียงลำดับของคุณลักษณะ (Feature Ranking technique) เช่น การหาความสัมพันธ์ของแต่ละคุณลักษณะกับผลของการจำแนกประเภทของข้อมูล และเลือกคุณลักษณะตามค่าความสำคัญที่ถูกจัดเรียงลำดับไว้โดยเลือกคุณสมบัติที่มีค่าความสำคัญมากกว่ามาใช้งานก่อน ซึ่งสามารถคำนวณค่าน้ำหนักได้หลายวิธีเช่น Correlation, Missing Value, Chi-Square, หรือการใช้ Information Gain

2.3.2.2 Wrapper method

วิธีการห่อหุ้ม (Wrapper method) คือวิธีที่ถูกพัฒนามาเพื่อปรับปรุงวิธีการกรอง โดยคุณลักษณะทั้งหมดจะถูกจัดให้อยู่ในรูปของเซต (set) ของคุณลักษณะที่ได้ถูกกำหนดไว้ และหากกลุ่มที่ทำให้ได้ประสิทธิภาพการทำงานของตัวแบบที่สูงที่สุด ซึ่งการคัดเลือกคุณลักษณะวิธีนี้สามารถแบ่งได้เป็น 2 กลุ่มหลักๆคือ

1) Forward Selection คือการสร้างตัวแบบโดยการค่อยๆเพิ่มคุณลักษณะจากชุดข้อมูลเข้าไปทีละ 1 คุณลักษณะ ซึ่งคุณลักษณะที่ใส่เพิ่มเข้าไปจะต้องทำให้ตัวแบบมีประสิทธิภาพที่ดีขึ้น โดยจะทำการเพิ่มคุณลักษณะเช่นนี้ไปเรื่อยๆจนประสิทธิภาพของตัวแบบไม่สูงไปกว่าเดิมแล้ว และจะหยุดการเพิ่มคุณลักษณะทันที

2) Backward Elimination คือการสร้างตัวแบบโดยเริ่มจากการใช้คุณลักษณะทั้งหมดของข้อมูล มาทำการหาประสิทธิภาพของตัวแบบ และจะค่อยๆตัดคุณลักษณะจากชุดข้อมูลลงไปทีละ 1 คุณลักษณะ ซึ่งจะต้องทำให้ตัวแบบมีประสิทธิภาพที่ดีขึ้น โดยจะทำการลดคุณลักษณะเช่นนี้ไปเรื่อยๆจนประสิทธิภาพของตัวแบบไม่สูงไปกว่าเดิมแล้ว และจะหยุดการลดคุณลักษณะทันที

3) Evolutionary Selection คือการสุ่มคัดเลือกคุณลักษณะเข้ามาใช้ในการสร้างตัวแบบทีละตัว แล้วทดสอบประสิทธิภาพของตัวแบบดังกล่าว โดยจะเก็บคุณลักษณะนั้นไว้หากช่วยให้ตัวแบบมีประสิทธิภาพที่สูงขึ้น จากนั้นก็ทำการสุ่มคุณลักษณะอื่นต่อไป

2.3.2.3 Embedded method

วิธีการฝังตัว (Embedded method) คือวิธีที่ถูกพัฒนามาเพื่อปรับปรุง 2 วิธีข้างต้น โดยการเลือกคุณลักษณะวิธีนี้ จะทำการเลือกคุณสมบัติทั้งหมดมาใช้ในการทดสอบตัวแบบ แต่จะมีการให้น้ำหนักในแต่ละคุณสมบัติไม่เท่ากัน (Regularization) และทำการพิจารณาน้ำหนักที่ทั้งหมดที่เหมาะสม

2.3.3 ขั้นตอนวิธีในการสร้างตัวแบบ

ขั้นตอนวิธี (Algorithm) ในการสร้างตัวแบบประเภท การเรียนรู้แบบมีผู้สอน (Supervised learning) มีอยู่ด้วยกันหลายวิธี แต่ละวิธีมีความเหมาะสมในการใช้งานที่แตกต่างกัน โดยในส่วนนี้จะอธิบายขั้นตอนวิธี ทั้งหมด 3 แบบ ได้แก่ Decision Tree, Naïve Bayes และ k-nearest neighbors algorithm โดยมีรายละเอียดดังต่อไปนี้

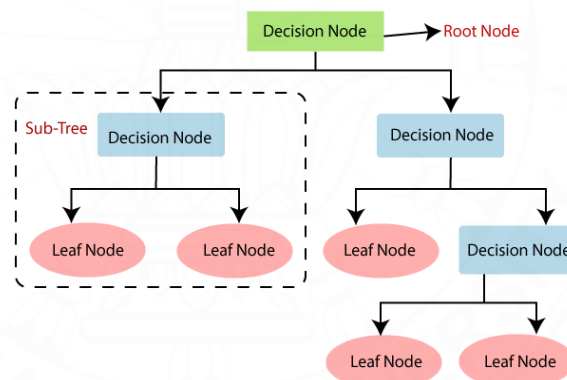
2.3.3.1 Decision Tree

Decision Tree หรือต้นไม้ตัดสินใจ คือการสร้างตัวแบบโดยการคัดเลือกคุณลักษณะที่มีความสัมพันธ์กับคลาสมากที่สุดขึ้นมาเป็น Node รากที่อยู่บนสุดของต้นไม้ (root node) จากนั้นทำการหาคุณลักษณะของข้อมูลตัวถัดไปที่มีความสัมพันธ์กับคลาสรองลงมา โดยการใช้ค่าที่เรียกว่า ที่เรียกว่า Information Gain (IG) ในการหาความสัมพันธ์ของคุณลักษณะ และมีการใช้ค่า Entropy ในการวัดความแตกต่างของข้อมูล ถ้าข้อมูลมีความแตกต่างกันมาก ค่า Entropy จะสูง แต่ถ้าข้อมูลมีความแตกต่างกันน้อย ค่า Entropy จะต่ำ โดยสูตรการคำนวณ Entropy และ Information Gain มีดังนี้

$Entropy(c1) = -p(c1)\log p(c1)$ โดย $p(c1)$ คือค่าความน่าจะเป็นของค่า $c1$

$IG(\text{parent}, \text{child}) = Entropy(\text{parent}) - [p(c1)* Entropy(c1) + p(c2)* Entropy(c2)...]$

ภาพที่ 2.16: ขั้นตอนวิธีแบบ Decision Tree



ที่มา: <https://www.javatpoint.com/machine-learning-decision-tree-classification-algorithm>

หากค่า Entropy ของ Node ลูก (child) สามารถแบ่งแยกข้อมูลได้ดี จะทำให้ได้ค่า Entropy ที่ต่ำ และได้ค่า Information Gain ที่สูงเมื่อเทียบกับ Node ด้านบน (parent) ซึ่งในการสร้างตัวแบบการจำแนกด้วยวิธี Decision Tree นั้น เราจะต้องคำนวณค่า Information Gain ของคุณลักษณะแต่ละตัวเทียบกับคลาส เพื่อทำการหาคุณลักษณะที่มีค่า Information Gain มากที่สุดแล้วใช้เป็น root node ของ Decision Tree นั้น โดยขั้นตอนวิธีแบบ Decision Tree สามารถแสดงได้ตามภาพที่ 2.16

2.3.3.2 Naïve Bayes

Naïve Bayes มาจาก Bayesian Classifiers เป็นการนำชุดข้อมูลมาจำแนกหมวดหมู่โดยใช้หลักความน่าจะเป็นเข้ามาช่วยคำนวณโอกาสของข้อมูลที่จะอยู่ในแต่ละกลุ่ม โดยใช้สมการคำนวณดังแสดงในภาพที่ 2.17 โดยสมการดังกล่าว มีการแทนตัวแปร 3 ตัว คือ A คือ Class, B คือ Attribute, P คือ Probability (ความน่าจะเป็น) ซึ่งจะได้ว่า

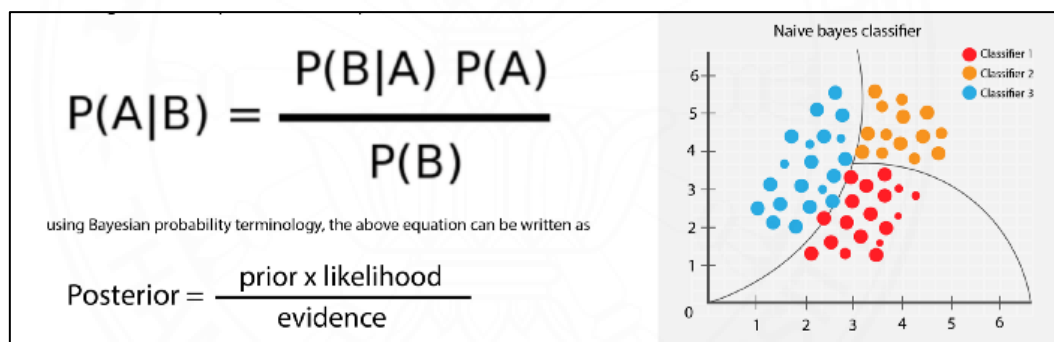
$P(A|B)$ (Posterior probability) คือความน่าจะเป็นที่ข้อมูลที่มีแอตทริบิวต์เป็น B จะอยู่ในกลุ่ม A

$P(B|A)$ Likelihood คือความน่าจะเป็นที่ข้อมูลที่มีคลาส A และมีแอตทริบิวต์ B

$P(A)$ Prior probability คือจำนวน Class ที่อาจจะเกิดขึ้น/จำนวน Class ทั้งหมดหรือเป็นความน่าจะเป็นของ Class A

$P(B)$ Predictor Prior probability คือจำนวนแอตทริบิวต์ทั้งหมด

ภาพที่ 2.17: ขั้นตอนวิธีแบบ Naïve Bayes

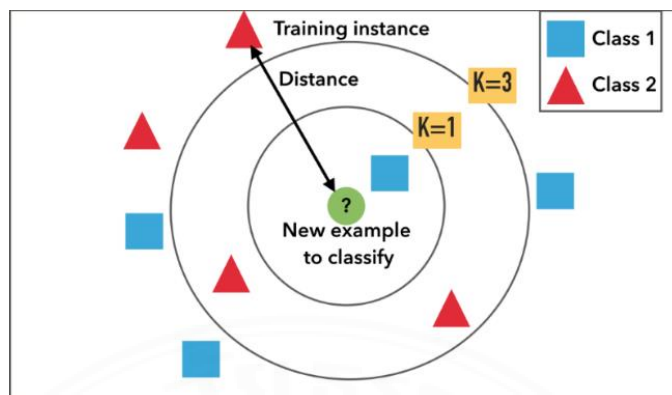


ที่มา: <https://thatware.co/naive-bayes/>

2.3.3.3 k-nearest neighbors algorithm (k-NN)

ขั้นตอนวิธี k-nearest neighbors algorithm (k-NN) หรือการค้นหาเพื่อนบ้านใกล้ที่สุด k ตัว คือการจำแนกกลุ่มข้อมูลโดยเปรียบเทียบข้อมูลที่สนใจกับข้อมูลอื่นๆ ที่มีคุณลักษณะที่ใกล้เคียงกัน มากน้อยขนาดไหน หากข้อมูลที่สนใจนั้นอยู่ใกล้กับข้อมูลใดมากที่สุด โดยพิจารณาจากค่า Distance Function จากนั้นตัวขั้นตอนวิธีก็จะจัดกลุ่มให้เหมือนกับกลุ่มของข้อมูลที่อยู่ใกล้กันที่สุดนั้น ซึ่งมีลักษณะการทำงานดังแสดงในภาพที่ 2.18

ภาพที่ 2.18 ขั้นตอนวิธีแบบ k-nearest neighbors algorithm (k-NN)



ที่มา: <https://kongruksiam.medium.com/>

งานวิจัยนี้จะทำการศึกษาการสร้างตัวแบบการจำแนกระยะเวลาที่พนักงานจะยอมรับการทำงานแบบบอใจล์โดยใช้ขั้นตอนวิธีทั้ง 3 แบบข้างต้น โดยจะทำการทดสอบและเปรียบเทียบประสิทธิภาพการทำงานของแต่ละขั้นตอนวิธี เพื่อหาขั้นตอนวิธีที่เหมาะสมในการสร้างตัวแบบสำหรับพัฒนาต่อไป

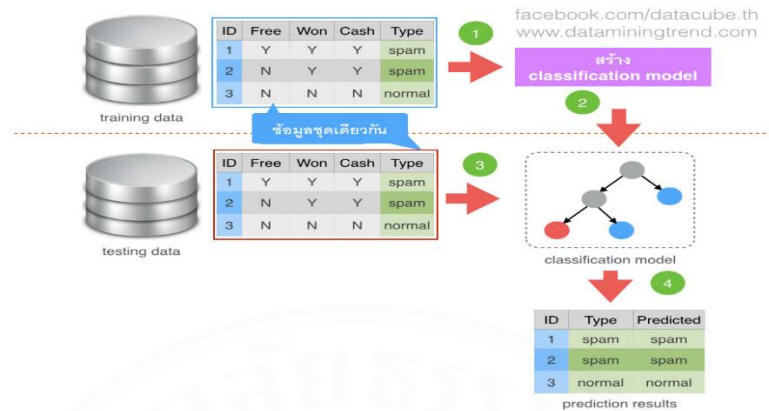
2.3.4 การแบ่งข้อมูลเพื่อทดสอบประสิทธิภาพของตัวแบบ

การแบ่งข้อมูลเพื่อทำการทดสอบประสิทธิภาพของตัวแบบที่สร้างมา สามารถทำได้ 3 วิธีหลักๆดังนี้

2.3.4.1 Self-Consistency Test

วิธีแบ่งข้อมูลแบบ Self-Consistency Test จะใช้ข้อมูลชุดเดียวกันทั้งในการสร้างตัวแบบกับในการทดสอบ วิธีนี้จึงทำให้ประสิทธิภาพของตัวแบบมีค่าค่อนข้างสูง เนื่องจากเป็นข้อมูลชุดเดียวกัน แต่เป็นการง่ายที่จะใช้วิธีนี้ทดสอบตัวแบบ โดยวิธีนี้เหมาะในการใช้เพื่อดูแนวโน้มประสิทธิภาพของตัวแบบที่สร้างขึ้นนี้อย่างคร่าวๆก่อนไปใช้วิธีที่ซับซ้อนมากขึ้น

ภาพที่ 2.19 การแบ่งข้อมูลทดสอบด้วย Self-Consistency Test

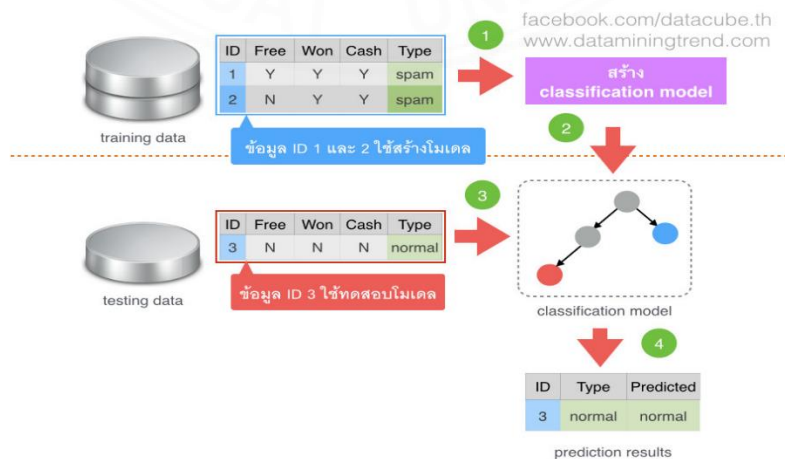


ที่มา: <http://dataminingtrend.com>

2.3.4.2 Split Test

วิธีแบ่งข้อมูลแบบ Split Test จะมีการแบ่งข้อมูลออกเป็น 2 ส่วน ด้วยการสุ่ม ซึ่งสามารถระบุอัตราส่วนในการแบ่งได้เช่น 70% สำหรับให้ตัวแบบใช้ในการเรียนรู้ (Train set) และ 30% สำหรับให้ตัวแบบใช้ในการทดสอบ (Test set) ตัวแบบการจำแนกที่สร้างขึ้น โดยการทดสอบแบบ Split Test นี้จะมีการสุ่มแบ่งข้อมูลเพียงครั้งเดียว อย่างไรก็ตามหากข้อมูลที่สุ่มแบ่งมาเพื่อใช้ในการทดสอบมีลักษณะคล้ายกับข้อมูลที่ใช้สร้างตัวแบบ ก็จะทำประสิทธิภาพของตัวแบบมีค่าสูง ในทางตรงข้ามข้อมูลที่สุ่มแบ่งมาเพื่อใช้ในการทดสอบมีลักษณะแตกต่างกับข้อมูลที่ใช้สร้างตัวแบบ ก็จะทำให้ประสิทธิภาพของตัวแบบมีค่าต่ำได้ ดังนั้นจึงควรใช้วิธีแบ่งข้อมูลแบบ Split Test ทดสอบตัวแบบหลายๆ ครั้ง

ภาพที่ 2.20 การแบ่งข้อมูลทดสอบด้วย Split Test

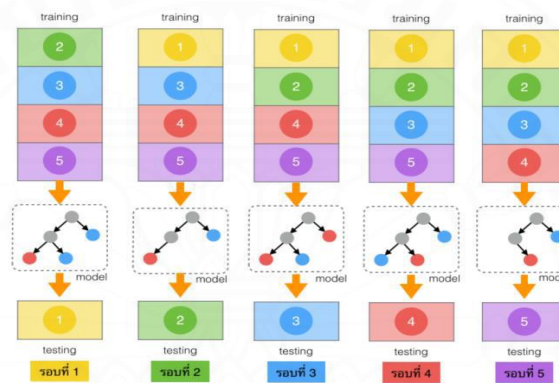


ที่มา: <http://dataminingtrend.com>

2.3.4.3 Cross-validation Test

วิธีแบ่งข้อมูลแบบ Cross-validation จะมีการแบ่งข้อมูลออกเป็นหลายส่วน โดยจะต้องทำการกำหนดก่อนว่าจะแบ่งเป็นทั้งหมดกี่ส่วน ซึ่งแต่ละส่วนจะมีขนาดเท่ากันหมด โดยในการทดสอบจะใช้ข้อมูลที่แต่ละส่วนที่แบ่งไว้มาทำการทดสอบประสิทธิภาพของแบบตัวแบบ และจะมีทำการทดสอบวนซ้ำไปโดยใช้ข้อมูลในแต่ละส่วน และทดสอบไปจนครบทุกส่วนที่ได้แบ่งไว้ วิธี Cross-validation นิยมใช้กับชุดข้อมูลที่มีปริมาณไม่มาก เพื่อให้ใช้ประโยชน์จากชุดข้อมูลได้อย่างเต็มที่ และสามารถช่วยให้ได้ผลที่มีความน่าเชื่อถือมากที่สุด

ภาพที่ 2.21 การแบ่งข้อมูลทดสอบด้วย Cross-validation Test



ที่มา: <http://dataminingtrend.com>

โดยในงานวิจัยนี้จะเลือกใช้การแบ่งกลุ่มแบบ Cross-validation ในการทดสอบประสิทธิภาพของตัวแบบการจำแนก เนื่องจากจำนวนกลุ่มตัวอย่างมีไม่มากนัก

2.3.5 การวัดประสิทธิภาพของตัวแบบการจำแนก

การวัดประสิทธิภาพของตัวแบบการจำแนกสามารถพิจารณาจากค่าที่ได้จากการทดสอบตัวแบบ โดยมีค่าที่ใช้วัดหลักๆ 5 ค่า โดยสามารถพิจารณารวมกันทั้งหมดตามตาราง Confusion Matrix ดังภาพที่ 2.22 ซึ่งสามารถอธิบายได้ดังต่อไปนี้

1) Precision คือการวัดความแม่นยำของตัวแบบ โดยพิจารณาแยกที่ผลลัพธ์ทั้งที่สนใจและไม่สนใจ โดยค่านี้จะแสดงให้เห็นว่าตัวแบบนั้นมีความแม่นยำในการทำนายกลุ่มที่ถูกต้องจริงๆ จากกลุ่มที่ทำนายว่าถูกทั้งหมดเป็นเท่าไร

2) Recall คือการวัดความถูกต้องของตัวแบบ โดยพิจารณาแยกที่ผลลัพธ์ทั้งที่สนใจและไม่สนใจ โดยค่านี้จะแสดงให้เห็นว่าตัวแบบนั้นมีความถูกต้องในการทำนายกลุ่มที่ถูกต้องจากกลุ่มที่ถูกต้องจริงๆ ทั้งหมดเป็นเท่าไร

3) F-measure คือการวัดค่า Precision และ Recall พร้อมกันของตัวแบบ โดยพิจารณาแยกที่ละผลลัพธ์ทั้งที่สนใจและไม่สนใจ โดยจะใช้เป็นตัวบอกถึงประสิทธิภาพของตัวแบบการจำแนกนั้น ว่ามีความเหมาะสมในการนำไปใช้กับข้อมูลใหม่อื่นๆ ได้ดีมากหรือน้อยเพียงใด

4) Accuracy คือการวัดความถูกต้องของตัวแบบ โดยพิจารณาทุกผลลัพธ์ที่เกิดขึ้นทั้งหมด เพื่อดูว่าตัวแบบมีความแม่นยำในการจำแนกกลุ่มถูกต้องมากน้อยเพียงใด อย่างไรก็ตามจะมีกรณีที่ตัวแบบการจำแนกมีค่า Accuracy ที่สูงมาก แต่จะสูงเฉพาะกับชุดข้อมูลที่ใช้ในการเรียนรู้ในการสร้างตัวแบบเท่านั้น แต่เมื่อไปใช้จริงกับชุดข้อมูลอื่นที่ยังไม่เคยเรียนรู้ ตัวแบบจะมีประสิทธิภาพที่ไม่ดี หรือที่เรียกกันว่าตัวแบบเข้ากับชุดข้อมูลที่ใช้เรียนรู้มากจนเกินไป (Overfitting) ด้วยเหตุนี้จึงควรนำค่า F-measure มาพิจารณาประสิทธิภาพของตัวแบบเพิ่มเติมในอีกมิติ

5) ROC Graph & Area คือเส้นกราฟที่แสดงให้เห็นความสัมพันธ์ระหว่างข้อมูลที่จำแนกได้ถูกกลุ่ม (แกน Y) และ จำแนกได้ผิดกลุ่ม (แกน X) โดยจะทำให้เห็นถึงพื้นที่ผลความถูกต้องที่ตัวแบบการจำแนกได้มาจากการทดสอบ

ภาพที่ 2.22 การวัดประสิทธิภาพของตัวแบบการจำแนก

| | | | | | |
|----------------------|-----------------|-----------------|----------------------------|---|--|
| | actual positive | actual negative | Accuracy | = | $\frac{TP+TN}{TP+FP+TN+FN}$ |
| | | | True Positive Rate | = | $\frac{TP}{TP+FN}$ |
| | | | False Positive Rate | = | $\frac{FP}{FP+TN}$ |
| predicted positive | TP | FP | Recall | = | $\frac{TP}{TP+FN}$ |
| predicted negative | FN | TN | Precision | = | $\frac{TP}{TP+FP}$ |
| (a) Confusion Matrix | | | F_1 Measure | = | $\frac{2 \times \text{Precision} \times \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}}$ |
| | | | F_β Measure | = | $\frac{(1+\beta) \times \text{Precision} \times \text{Recall}}{(\beta \times \text{Precision}) + \text{Recall}}$ |
| | | | (b) Definitions of metrics | | |

ที่มา: <http://www.ninenox.com/>

โดยงานวิจัยนี้จะพิจารณาประสิทธิภาพของตัวแบบการจำแนกที่สร้างขึ้นโดยใช้ค่าดังกล่าวข้างต้นร่วมกัน

2.4 เอกสารและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

จากการทบทวนวรรณกรรมพบว่าม้งงานวิจัยที่มีการใช้ปัจจัยด้านมนุษย์ (Human Factors) ที่มีความสัมพันธ์กับการยอมรับใจล์และการแปรรูปใจล์ ซึ่งมีหลายปัจจัยย่อยที่แตกต่างกันไปดังแสดงในตารางที่ 2.1 โดยในงานวิจัยฉบับนี้จะนำปัจจัยย่อยที่ถูกพูดถึงมากได้แก่ การร่วมมือกับผู้อื่น การให้ความสำคัญกับลูกค้า การสื่อสาร การสร้างความเชื่อมั่น การต่อต้าน การบริหารจัดการงาน มาเป็นคุณลักษณะ (Feature) ที่ใช้ในการสร้างตัวแบบการจำแนกระยะเวลาที่พนักงานจะยอมรับการทำงานแบบใจล์และศึกษาถึงประสิทธิภาพของตัวแบบนี้ต่อไป

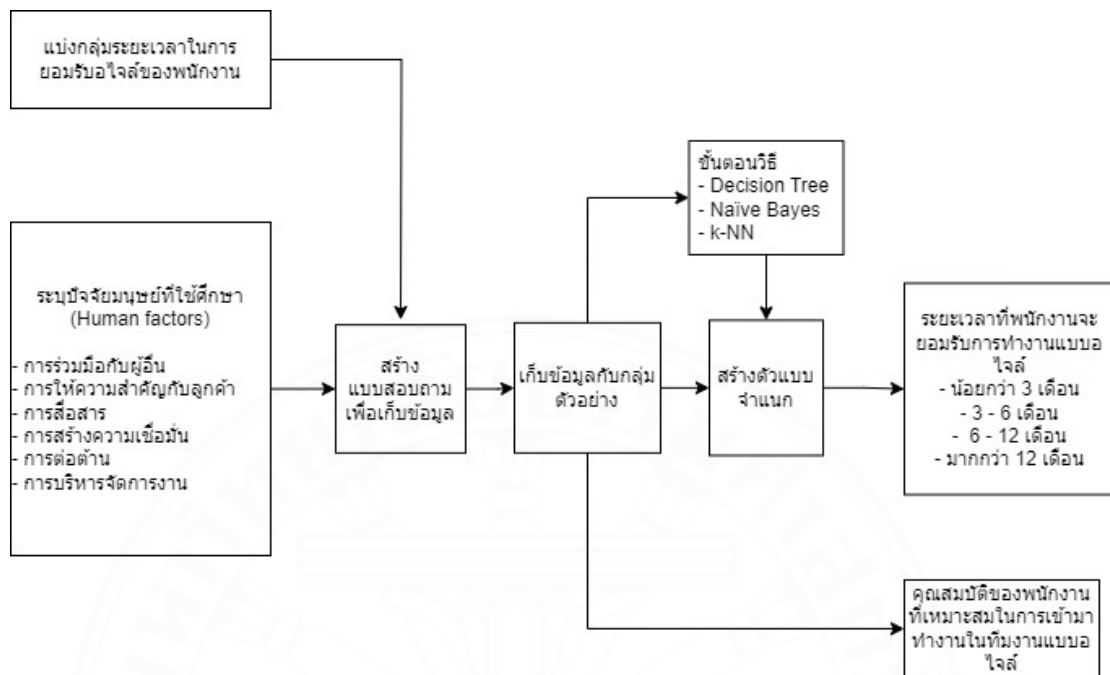
ตารางที่ 2.1 งานวิจัยที่เกี่ยวข้องปัจจัยด้านมนุษย์ที่มีความสัมพันธ์กับการยอมรับใจล์และการแปรรูปใจล์

| | Collaboration | Customer centricity | Communication | Trust | Resistance | Administration | Hierarchy | Personality | Transparency | Control | Hinder |
|----------------------------------|---------------|---------------------|---------------|-------|------------|----------------|-----------|-------------|--------------|---------|--------|
| Abdalhamid และ Mishra (2017) | X | X | | | | X | | | | | |
| Altuwajri และ Ferrario (2022) | | X | | | | | | | | | |
| Mahanti (2006) | | | | | X | X | | | | | |
| Chagas et al. (2015) | X | | X | X | | | | | | | |
| Abidin et al. (2017) | X | | | X | X | | | | | | |
| Abidin และ Ghani (2016) | X | | X | | | | X | | X | X | X |
| Bhannarai และ Doungsa-ard (2016) | | | | | | | | X | | | |
| López-Martínez et al. (2016) | X | X | | | | | | | | | |

2.5 กระบวนการในการวิจัย

กระบวนการในงานวิจัยนี้เริ่มจากการศึกษาถึงปัจจัยด้านมนุษย์ที่ส่งผลต่อการยอมรับใจล์ของพนักงาน โดยสามารถระบุได้เป็น 6 คุณลักษณะได้แก่ การร่วมมือกับผู้อื่น การให้ความสำคัญกับลูกค้า การสื่อสาร การสร้างความเชื่อมั่น การต่อต้าน การบริหารจัดการงาน ซึ่งคาดว่าจะส่งผลต่อระยะเวลาในการยอมรับใจล์ที่ได้แบ่งเป็น 4 ช่วงเวลาได้แก่ น้อยกว่า 3 เดือน ภายใน 3-6 เดือน ภายใน 6-12 เดือน และมากกว่า 12 เดือน โดยจะเก็บรวบรวมข้อมูลด้วยแบบสอบถามกับพนักงานที่ทำงานแบบใจล์แล้วในองค์กร และใช้ขั้นตอนวิธีทั้ง 3 แบบได้แก่ Decision Tree, Naïve Bayes และ k-NN เพื่อสร้างตัวแบบที่มีประสิทธิภาพสูงที่สุดในการจำแนกกลุ่มพนักงาน และนำตัวแบบไปใช้ในการทำการแปรรูปใจล์ในองค์กรต่อไป

ภาพที่ 2.23 กรอบแนวคิดของงานวิจัย



บทที่ 3

วิธีการวิจัย

การวิจัยเพื่อสร้างตัวแบบการดำเนินงานระยะเวลาที่พนักงานจะยอมรับการทำงานแบบไฮไลต์ในธุรกิจประกันชีวิตแห่งหนึ่ง ผู้วิจัยได้เลือกใช้ข้อมูลปฐมภูมิที่รวบรวมได้จากแบบสอบถาม ร่วมกับข้อมูลทุติยภูมิบางส่วนที่มีอยู่และพบว่าเป็นปัจจัยที่มีความสัมพันธ์กับการยอมรับการทำงานแบบไฮไลต์ในองค์กรของพนักงาน และใช้กระบวนการทางวิทยาศาสตร์ข้อมูล (Data Science Process) ในการศึกษา โดยรายละเอียดของบทนี้ประกอบไปด้วย ขอบเขตของการวิจัยและกลุ่มตัวอย่างที่ใช้ในการวิจัย เครื่องมือที่ใช้ในการวิจัย ขั้นตอนการดำเนินงาน และระยะเวลาในการวิจัย

3.1 ขอบเขตของการวิจัยและกลุ่มตัวอย่างที่ใช้ในการวิจัย

การวิจัยนี้ใช้ข้อมูลในการหาความสัมพันธ์ระหว่างปัจจัยด้านมนุษย์กับการยอมรับการทำงานแบบไฮไลต์โดยใช้กลุ่มตัวอย่างของพนักงานที่ทำงานแบบไฮไลต์ภายในบริษัทประกันชีวิตแห่งหนึ่งที่เป็นบริษัทประกันภัยศึกษา ผู้วิจัยทำการเก็บข้อมูลแบบข้อมูลแบบปฐมภูมิ (Primary data) ด้วยแบบสอบถามที่เกี่ยวข้องกับปัจจัยด้านมนุษย์ 6 ด้านได้แก่ การร่วมมือกับผู้อื่น การให้ความสำคัญกับลูกค้า การสื่อสาร การสร้างความเชื่อมั่น การต่อต้าน การบริหารจัดการงาน กับกลุ่มพนักงานที่ได้ทำงานแบบไฮไลต์ในองค์กรแล้วประมาณ 80 คน ในช่วงระยะเวลา 2 ปี ตั้งแต่ปีพ.ศ. 2564 จนถึงพ.ศ. 2566 รวมถึงมีการเก็บข้อมูลความเห็นจากทีม Agile transformation ขององค์กรซึ่งเป็นข้อมูลเชิงคุณภาพ เพื่อใช้ในการสร้างแบบสอบถามที่เหมาะสม

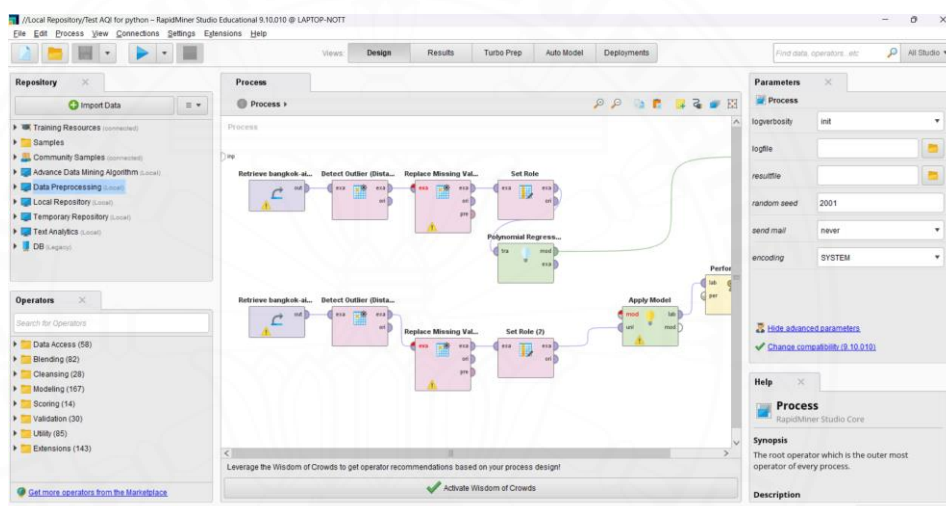
3.2 เครื่องมือที่ใช้ในการวิจัย

3.2.1 เครื่องมือที่ใช้ในการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning)

- 1) โปรแกรมที่ใช้ในการประมวลผล (Software Tools)

ผู้วิจัยได้รวบรวมและนำข้อมูลปัจจัยด้านมนุษย์ที่มีความสัมพันธ์กับการยอมรับการทำงานแบบไฮบริดของพนักงานมาทำการประมวลผลด้วย RapidMiner Studio ซึ่งเป็นเครื่องมือที่ใช้ในการสร้างการเรียนรู้ของเครื่องและฟังก์ชันการใช้งานที่หลากหลาย ครอบคลุมกระบวนการวิทยาศาสตร์ข้อมูล โดยผู้วิจัยเลือกใช้ขั้นตอนวิธีของการจำแนกประเภท (Classification) ในการสร้างตัวแบบการจำแนกระยะเวลาที่พนักงานจะยอมรับการทำงานแบบไฮบริดในธุรกิจประกันชีวิตแห่งหนึ่ง และนำไปประยุกต์ใช้ในการลดปัญหาการใช้เวลานานในการพัฒนาทักษะให้พนักงานที่เข้ามาทำงานแบบไฮบริด

ภาพที่ 3.1 RapidMiner Studio



2) เครื่องคอมพิวเตอร์ที่ใช้ในการประมวลผล (Hardware Specification)

ผู้วิจัยใช้เครื่องคอมพิวเตอร์ในการวิจัยโดยมีคุณสมบัติของเครื่องดังนี้

CPU: AMD Ryzen 5 4600H with Radeon Graphics 3.00 GHz

RAM: 16.00 GB

Hard Disk: 500GB SSD 7200RPM

OS: Windows 11 Home (64bit)

3) แบบสอบถาม

ผู้วิจัยใช้ Google Forms ในการสร้างแบบสอบถามออนไลน์ แล้วทำการส่งให้กับกลุ่มตัวอย่าง โดยข้อมูลที่ได้จาก Google Forms สามารถ export และนำมาประมวลผลต่อได้ในรูปแบบ File Excel

4) การสอบถามผู้เชี่ยวชาญ

งานวิจัยนี้ ผู้วิจัยได้มีการสอบถามผู้เชี่ยวชาญที่เกี่ยวข้องได้แก่ Agile coach ในทีม Agile Transformation ขององค์กร หัวหน้าทีมที่ดูแลทีมที่มีการทำงานแบบไฮลด์ และนำผลลัพธ์ที่ได้มาพิจารณาถึงปัจจัยด้านมนุษย์ที่เกี่ยวข้อง การสร้างแบบสอบถาม และการแบ่งกลุ่มของระยะเวลาในการยอมรับไฮลด์ของพนักงานในองค์กร

3.2.2 การทดสอบเนื้อความในการวิจัย (Content Validity Testing)

ผู้วิจัยได้มีการขอคำแนะนำจากผู้ทรงคุณวุฒิได้แก่ อาจารย์ที่ปรึกษาการค้นคว้าอิสระฉบับนี้ ผู้เชี่ยวชาญด้านการวิจัย และคณะกรรมการพิจารณา ในการตรวจสอบความถูกต้องของเนื้อหา และวิธีการวิจัย เพื่อให้มั่นใจว่างานวิจัยฉบับนี้ตรงประเด็นการวิจัย มีความสอดคล้องกับทฤษฎีที่ใช้เป็นรูปแบบของการวิจัย และตรงกับวัตถุประสงค์ของการวิจัยดังที่กล่าวไว้ในบทที่ 1 ตลอดจนความเหมาะสมของภาษาที่ใช้ในงานวิจัยชุดนี้ ซึ่งทำให้งานวิจัยนี้สามารถสร้างความรู้ใหม่ให้กับวงการวิชาการและวงการธุรกิจ

3.3 ขั้นตอนการดำเนินงาน

การวิจัยฉบับนี้ ได้มีการแบ่งขั้นตอนการดำเนินงานตั้งแต่การศึกษาและเก็บรวบรวมข้อมูลจนถึงการนำไปใช้ ได้ทั้งหมด 5 ขั้นตอน โดยมีรายละเอียดดังนี้

3.3.1 การศึกษาและการวางแผนการเก็บข้อมูล

1) ทำการระบุปัญหาและตั้งคำถามเพื่อรวบรวมข้อมูลสำหรับการสร้างตัวแบบจำแนก โดยต้องการทราบว่าข้อมูลปัจจัยด้านมนุษย์จะสามารถบอกระยะเวลาการยอมรับใจของพนักงานแต่ละคนได้หรือไม่

2) ทำการวางแผนเก็บข้อมูล โดยการรวบรวมข้อมูลการประเมินปัจจัยด้านมนุษย์ในแต่ละมิติของพนักงาน และข้อมูลระยะเวลาการยอมรับใจของพนักงานสำหรับนำมาใช้ในการวิจัย โดยมีรายละเอียดดังต่อไปนี้

ตารางที่ 3.1 รายละเอียดข้อมูลนำเข้า

| ลำดับที่ | ชื่อข้อมูล (EN) | ชื่อข้อมูล (TH) | ประเภท | หมายเหตุ |
|----------|-----------------------|--------------------------|--------|---|
| 1 | Gender | เพศ | Text | |
| 2 | Age | อายุ | Number | |
| 3 | Tenure in AIA (month) | อายุงานในAIA (เดือน) | Number | |
| 4 | Current work type | ประเภทงานปัจจุบัน | Text | "Routine", "Project", "BAU" |
| 5 | Tribe | ประเภทไทม์ที่อยู๋ | Text | "Tribe", "SMT" |
| 6 | Department | ฝ่ายที่อยู่ | Text | "Agency", "Digital", "Operation", "Marketing", "Others" |
| 7 | Collaboration | การร่วมมือกับผู้อื่น | Number | ผลรวมคะแนนจากคำถามที่เกี่ยวข้องในแบบสอบถาม |
| 8 | Customer centricity | การให้ความสำคัญกับลูกค้า | Number | ผลรวมคะแนนจากคำถามที่เกี่ยวข้องในแบบสอบถาม |
| 9 | Communication | การสื่อสาร | Number | ผลรวมคะแนนจากคำถามที่เกี่ยวข้องในแบบสอบถาม |
| 10 | Trust | การสร้างเชื่อมั่น | Number | ผลรวมคะแนนจากคำถามที่เกี่ยวข้องในแบบสอบถาม |
| 11 | Resistance | การต่อต้าน | Number | ผลรวมคะแนนจากคำถามที่เกี่ยวข้องในแบบสอบถาม |
| 12 | Administration | การบริหารจัดการงาน | Number | ผลรวมคะแนนจากคำถามที่เกี่ยวข้องในแบบสอบถาม |

ตารางที่ 3.2 รายละเอียดข้อมูลเป้าหมาย

| ลำดับที่ | ชื่อข้อมูล (EN) | ชื่อข้อมูล (TH) | ประเภท | หมายเหตุ |
|----------|---------------------|-------------------------------|--------|---|
| 1 | Time to adopt agile | ระยะเวลาการยอมรับใจของพนักงาน | Text | "น้อยกว่า 3 เดือน", "3-6 เดือน", "6-12 เดือน", "มากกว่า 12 เดือน" |

3.3.2 การเก็บรวบรวมข้อมูล

ผู้วิจัยทำการเก็บข้อมูลแบบข้อมูลแบบปฐมภูมิ (Primary data) ด้วยแบบสอบถามที่เกี่ยวข้องกับปัจจัยด้านมนุษย์ได้แก่ การร่วมมือกับผู้อื่น การให้ความสำคัญกับลูกค้า การสื่อสาร การสร้างความเชื่อมั่น การต่อต้าน และการบริหารจัดการงาน กับกลุ่มพนักงานที่ได้ทำงานแบบไฮไลน์องค์กรแล้วประมาณ 80 คน ในช่วงระยะเวลา 2 ปี ตั้งแต่ปีพ.ศ. 2564 จนถึงพ.ศ. 2566 รวมถึงมีการเก็บข้อมูลความเห็นจากทีม Agile transformation และทีมที่เกี่ยวข้องในองค์กรซึ่งเป็นข้อมูลเชิงคุณภาพ เพื่อใช้ในการสร้างแบบสอบถามที่เหมาะสมและมีการทดสอบการหาความเที่ยงตรงของแบบสอบถามด้วย Index of item – objective congruence (IOC) โดยมีการตรวจสอบโดยผู้เชี่ยวชาญที่เกี่ยวข้อง เพื่อยืนยันว่าคำถามในแบบสอบถามเหมาะสมที่จะนำไปใช้ในการเก็บข้อมูลจริง

3.3.3 การสำรวจข้อมูลและจัดการข้อมูล

ผู้วิจัยได้ทำการพิจารณาข้อมูลเบื้องต้น โดยการใช้กราฟเช่น Box plot, Bar Chart ในการสำรวจและทำความสะอาดข้อมูล (Clean data) โดยการตัดข้อมูลที่ไม่มีสมบูรณ์ หรือข้อมูลประเภท Outlier ออกจากชุดข้อมูลที่นำไปใช้ในการสร้างตัวแบบ

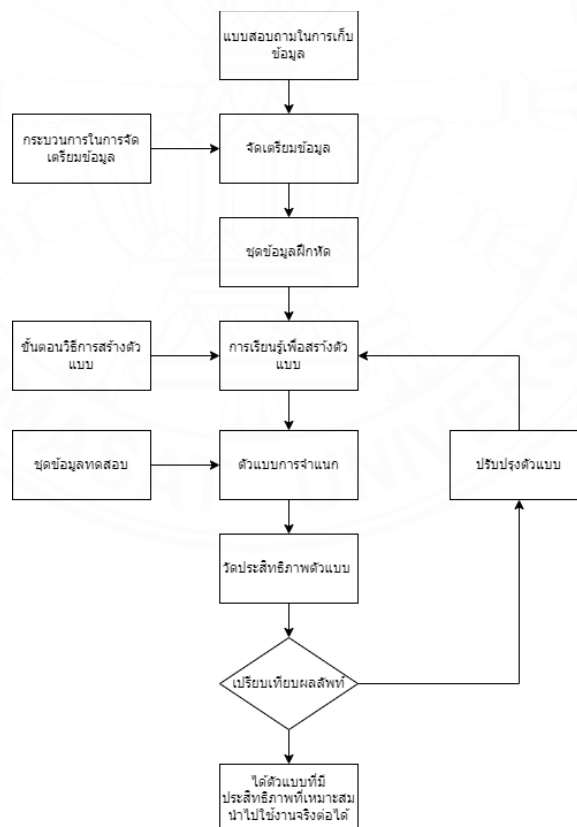
3.3.4 การวิเคราะห์และออกแบบตัวแบบการจำแนก

ขั้นตอนในการวิเคราะห์และออกแบบตัวแบบการจำแนกมีการแสดงกระบวนการดังภาพที่ 3.2 และรายละเอียดดังต่อไปนี้

- 1) สร้างแบบสอบถามจากปัจจัยที่นำมาเป็นคุณสมบัติในการวิเคราะห์ ได้แก่ การร่วมมือกับผู้อื่น การให้ความสำคัญกับลูกค้า การสื่อสาร การสร้างความเชื่อมั่น การต่อต้าน การบริหารจัดการงาน เพื่อเก็บข้อมูล โดยสร้างแบบสอบถามในรูปแบบของ 5-Score Likert scale เพื่อแปลงข้อมูลเชิงคุณภาพให้เป็นข้อมูลเชิงปริมาณที่สามารถวัดค่าได้
- 2) นำแบบสอบถามปรึกษาความเห็นกับทีม Agile Transformation ขององค์กรเพื่อให้ได้คำถามที่เหมาะสมและสามารถวัดผลได้จริง รวมทั้งทำการทดสอบกับ Pilot ประมาณ 15 คน เพื่อทดสอบผลที่ได้คร่าวๆก่อน รวมถึงทำการวัดค่า Index of item – objective congruence (IOC) ของคำถามจากผู้เชี่ยวชาญที่เกี่ยวข้องประมาณ 5 คน ประกอบไปด้วย

- ทีมงาน Agile transformation ในประเทศไทย 4 คน (ไม่รวมผู้วิจัย) และ ทีมงานอโงะที่ต่างประเทศ 1 คน โดยจะเลือกใช้คำถามที่มีค่า IOC มากกว่า 0.7
- 3) ทำการปรับปรุงตัวแบบสอบถามให้สมบูรณ์และทำการเก็บข้อมูลจากกลุ่มตัวอย่างจริง
 - 4) นำข้อมูลที่ได้มาตรวจสอบคุณภาพ ทำความสะอาดข้อมูล คัดเลือกคุณลักษณะ (Feature Selection) ด้วยวิธีการต่างๆ เพื่อให้ได้ชุดข้อมูลที่มีคุณภาพ
 - 5) นำข้อมูลที่ได้ไปสร้างเป็นตัวแบบการจำแนกทั้ง 3 ประเภท ได้แก่ Decision Tree, Naïve Bayes และ k-NN โดยมีการปรับเปลี่ยน Parameter ต่างๆและนำผลลัพธ์ที่ได้มาเปรียบเทียบประสิทธิภาพแล้วความแม่นยำ รวมถึงวิเคราะห์ปัจจัยที่ส่งผลกับประสิทธิภาพของตัวแบบ
 - 6) นำตัวแบบที่ได้ไปใช้งานจริงในองค์กรต่อไป

ภาพที่ 3.2 กระบวนการการวิเคราะห์และออกแบบตัวแบบการจำแนก



โดยการศึกษานี้ได้เลือกใช้ Decision Tree, Naïve Bayes และ k-NN เนื่องจากทั้ง 3 Classification algorithms นี้ถูกจัดอยู่ใน 10 อันดับ algorithms ที่ถูกใช้ในการทำเหมืองข้อมูล ซึ่งจัดอันดับโดย IEEE International Conference on Data Mining (ICDM) (Wu et AL., 2008) โดยที่ Decision Tree เป็นเครื่องมือที่ใช้กันโดยทั่วไปในการทำเหมืองข้อมูล และมีงานวิจัยทางด้าน Agile Software Development ที่มีการใช้ Algorithm นี้ในการทำนาย Effort และ Cost ของงาน (Rodríguez Sánchez et al., 2023) สำหรับ Algorithm Naïve Bayes ก็เป็นหนึ่งใน classification algorithms ที่เก่าแก่ที่สุด โดยเป็นวิธีที่เรียบง่ายแต่มีประสิทธิภาพ และ Naïve Bayes ก็มีการถูกใช้ในงานวิจัยทางด้าน Agile Development เช่นกัน โดยเป็นการทำนาย Effort ที่ต้องใช้ในการทำงาน (Ratke et al., 2019) และในส่วนของ k-NN ก็เป็นอีกหนึ่ง algorithm ที่เรียบง่ายและถูกใช้ในการศึกษาที่เกี่ยวข้องกับ Data analytics และ Agile เช่นในงานวิจัยของ Bhannarai และ Dongsard (2016) ในการทำนายบุคคลแบบ Agile (Agile person) จากค่าบุคลิกภาพของแต่ละบุคคล

3.3.5 การอธิบายผลการศึกษาและการนำไปใช้

งานวิจัยนี้จะศึกษาและรายงานผลความเหมาะสมในการสร้างตัวแบบจำแนกระยะเวลาที่พนักงานจะยอมรับการทำงานแบบไฮลด์ โดยพิจารณาประสิทธิภาพของตัวแบบแต่ละประเภท และจะนำไปใช้ในการคัดเลือกพนักงานในองค์กรเพื่อมาร่วมทีมที่ทำงานแบบไฮลด์ โดยให้พนักงานแต่ละคนทำแบบสอบถาม เพื่อดูแนวโน้มของความเร็วในการเรียนรู้ เพื่อให้องค์กรสามารถคัดเลือกพนักงานที่เรียนรู้ได้เร็วเข้ามาทำงานแบบไฮลด์ในองค์กรก่อน

3.4 ระยะเวลาในการวิจัย

งานวิจัยฉบับนี้ผู้วิจัยเริ่มทำการศึกษาและรวบรวมข้อมูลทุติยภูมิจากบทความในเอกสารวิทยานิพนธ์ การค้นคว้าอิสระ วารสารวิชาการ หนังสือ รวมถึงสื่ออิเล็กทรอนิกส์ที่เกี่ยวข้อง และได้ทำการรวบรวมข้อมูลปฐมภูมิจากกลุ่มตัวอย่าง เพื่อนำมาสร้างเป็นตัวแบบและใช้ในงานวิจัยจนแล้วเสร็จ เช่นนี้ ผู้วิจัยใช้ระยะเวลาในการวิจัยตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2566 – เดือนตุลาคม พ.ศ. 2566 รวมทั้งสิ้นเป็นระยะเวลา 10 เดือน ดังแสดงในตารางที่ 3.3

ตารางที่ 3.3 ระยะเวลาในการวิจัย

| ขั้นตอนการดำเนินงาน | ระยะเวลาการดำเนินงาน | | | | | | | | | |
|---|----------------------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|
| | Jan-66 | Feb-66 | Mar-66 | Apr-66 | May-66 | Jun-66 | Jul-66 | Aug-66 | Sep-66 | Oct-66 |
| 1. เตรียมหัวข้อการค้นคว้าอิสระ/งานวิจัย | | | | | | | | | | |
| 1.1 คิดหัวข้อ ศึกษาแนวความคิด และข้อมูลที่เกี่ยวข้อง | | | | | | | | | | |
| 1.2 เขียนเค้าโครงงานวิจัย | | | | | | | | | | |
| 1.3 เสนอหัวข้อและเค้าโครงให้ วิทยาลัยและให้อาจารย์ที่ปรึกษา พิจารณานุมัติ | | | | | | | | | | |
| 2. แนวคิดและรูปแบบงานวิจัย | | | | | | | | | | |
| 2.1 พัฒนาแนวคิดและรูปแบบ งานวิจัย | | | | | | | | | | |
| 2.2 ทบทวนวรรณกรรม | | | | | | | | | | |
| 2.3 ศึกษาระเบียบวิธีวิจัย | | | | | | | | | | |
| 2.4 สอบ Defense งานวิจัยบทที่ 1 - 3 (ครั้งที่ 1) | | | | | | | | | | |
| 3. ดำเนินงานวิจัย | | | | | | | | | | |
| 3.1 ศึกษาและจัดเตรียม แบบสอบถาม | | | | | | | | | | |
| 3.2 เก็บรวบรวมข้อมูลปฐมภูมิ | | | | | | | | | | |
| 3.3 สรุปรวบรวมข้อมูลและจัดการข้อมูล | | | | | | | | | | |
| 3.4 วิเคราะห์และออกแบบตัวแบบ การจำแนก | | | | | | | | | | |
| 3.5 ทดสอบและปรับปรุงตัวแบบ | | | | | | | | | | |
| 3.6 อธิบายผลการศึกษาและการ นำไปใช้ | | | | | | | | | | |
| 4. เขียนรายงานวิจัย นำเสนอ และส่งผล | | | | | | | | | | |
| 4.1 เขียนรายงานวิจัย | | | | | | | | | | |
| 4.2 สอบ Defense งานวิจัย (ครั้งที่ 2) | | | | | | | | | | |
| 4.3 ปรับปรุงแก้ไขงานวิจัยตาม คำแนะนำของคณะกรรมการสอบ | | | | | | | | | | |
| 4.4 ส่งผลงานวิจัยฉบับสมบูรณ์ | | | | | | | | | | |

บทที่ 4

ผลการวิจัยและอภิปรายผล

การศึกษานี้ได้ใช้ข้อมูลที่เกี่ยวข้องกับประชากรศาสตร์ และข้อมูลปัจจัยด้านมนุษย์ ร่วมกับขั้นตอนวิธีการเรียนรู้ของเครื่องทั้งหมด 3 แบบ ได้แก่ Decision Tree, Naïve Bayes และ k-nearest neighbors algorithm มาสร้างเป็นตัวแบบจำแนกระยะเวลาที่พนักงานจะยอมรับการทำงานแบบอโใจล์ โดยใช้เครื่องมือ RapidMiner Studio ซึ่งผู้วิจัยได้ทำการศึกษาเพื่อหารูปแบบการจัดการข้อมูล วิเคราะห์ข้อมูล และสร้างตัวที่มีประสิทธิภาพมากที่สุดในการจำแนกผล ในบทนี้ผู้วิจัยขอเสนอรายละเอียดของข้อมูลที่ใช้ วิธีการสร้างตัวแบบ การปรับปรุงตัวแบบ ผลลัพธ์ของตัวแบบที่ได้ในแต่ละขั้นตอนวิธี ซึ่งมีรายละเอียดดังต่อไปนี้

4.1 ข้อมูลทั่วไปของกลุ่มตัวอย่าง

การศึกษานี้ผู้วิจัยได้ทำการเก็บข้อมูลปฐมภูมิ (Primary data) ทั้งหมดได้แก่ข้อมูลประชากรศาสตร์ ข้อมูลที่เกี่ยวข้องกับปัจจัยด้านมนุษย์ และข้อมูลระยะเวลาที่พนักงานจะยอมรับการทำงานแบบอโใจล์ โดยใช้แบบสอบถาม จำนวนทั้งสิ้น 25 ข้อ เพื่อเก็บข้อมูลตัวแปรทั้งหมด 13 ตัวแปร เนื่องจากว่าบริษัทที่ใช้เป็นกรณีศึกษานั้น ไม่มีข้อมูลดังกล่าวมาก่อน โดยทำการเก็บข้อมูลจากกลุ่มพนักงานที่ได้ทำงานแบบอโใจล์ในองค์กรจำนวนทั้งสิ้น 80 คน ในช่วงระยะเวลา 2 ปี ตั้งแต่ปีพ.ศ. 2564 จนถึงพ.ศ. 2566 ซึ่งกลุ่มตัวอย่างได้ทำแบบสอบถามภายในช่วงเดือนมิถุนายน พ.ศ. 2566 ถึงเดือนสิงหาคม พ.ศ. 2566 นอกจากนี้ผู้วิจัยได้ทำการสร้างแบบสอบถามเพื่อเก็บข้อมูล สํารวจข้อมูล และทำความสะอาดข้อมูลเพื่อให้เตรียมพร้อมในการนำไปใช้ดังนี้

4.1.1 การสร้างแบบสอบถาม

ผู้วิจัยได้สร้างแบบสอบถามโดยใช้โปรแกรม QuestionPro ซึ่งเป็นระบบ online survey ที่น่าเชื่อถือ โดยคำถามในแบบสอบถามได้ถูกประยุกต์จากงานวิจัยก่อนหน้าที่เกี่ยวข้องกับการยอมรับอโใจล์ในองค์กร ผู้วิจัยได้นำคำถามทั้งหมดไปสอบถามจากผู้เชี่ยวชาญที่เกี่ยวข้องทั้งหมด 5 ท่าน และได้รับคำแนะนำ รวมถึงนำคำถามไปทดสอบกับกลุ่มตัวอย่าง 15 คน และนำผลลัพธ์ที่ได้มาปรับปรุง

จนได้คำถามที่มีคะแนน Index of item – objective congruence (IOC) เหมาะสมเกินกว่าที่กำหนดไว้ที่ 0.7 ดังแสดงในตารางที่ 4.1 และคำถามทั้งหมดแสดงในภาคผนวก ก.

ตารางที่ 4.1 ผลการวัดค่า Index of item – objective congruence (IOC) ของคำถาม

| หมวดคำถาม | ข้อที่ | คะแนนผู้เชี่ยวชาญ | | | | | ผลรวมของคะแนน | ค่า IOC | ผลการพิจารณา |
|-----------------------|--------|-------------------|---------|---------|---------|-----------------|---------------|---------|--------------|
| | | Coach 1 | Coach 2 | Coach 3 | Coach 4 | Group's Coach 1 | | | |
| Collaboration | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 5 | 1 | ใช้ได้ |
| | 2 | 1 | 1 | 1 | 1 | 0 | 4 | 0.8 | ใช้ได้ |
| | 3 | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 5 | 1 | ใช้ได้ |
| Customer centricity | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 5 | 1 | ใช้ได้ |
| | 2 | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 5 | 1 | ใช้ได้ |
| | 3 | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 5 | 1 | ใช้ได้ |
| Communication | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 5 | 1 | ใช้ได้ |
| | 2 | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 5 | 1 | ใช้ได้ |
| | 3 | 1 | 1 | 1 | 1 | 0 | 4 | 0.8 | ใช้ได้ |
| Trust (in Team) | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 5 | 1 | ใช้ได้ |
| | 2 | 1 | 1 | 1 | 1 | 0 | 4 | 0.8 | ใช้ได้ |
| | 3 | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 5 | 1 | ใช้ได้ |
| Resistance (in Agile) | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 5 | 1 | ใช้ได้ |
| | 2 | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 5 | 1 | ใช้ได้ |
| | 3 | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 5 | 1 | ใช้ได้ |
| Administration | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 5 | 1 | ใช้ได้ |
| | 2 | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 5 | 1 | ใช้ได้ |
| | 3 | 1 | 1 | 1 | 1 | 0 | 4 | 0.8 | ใช้ได้ |
| Output | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 5 | 1 | ใช้ได้ |

4.1.2 การสำรวจและทำความสะอาดข้อมูล

ภายหลังจากได้ข้อมูลแล้ว ผู้วิจัยได้ทำการสำรวจข้อมูลเบื้องต้นเพื่อตรวจสอบคุณภาพของข้อมูล พบว่าไม่มีข้อมูลที่เป็น Missing Value อย่างไรก็ตาม พบข้อมูลที่มีค่าผิดพลาดเช่น ข้อมูลอายุไม่ได้ระบุเป็นตัวเลขแต่ระบุเป็น “47 ปี” หรืออายุงาน ไม่ได้ระบุเป็นตัวเลข แต่ระบุเป็น “12 ปี 5 เดือน” เป็นต้น ดังนั้น ผู้วิจัยจึงได้ทำการปรับปรุงข้อมูลให้เป็นประเภทที่ถูกต้องตาม ตารางที่ 3.1 เพื่อให้มีความเหมาะสมในการนำไปสร้างตัวแบบ

หลังจากทำความสะอาดข้อมูลเบื้องต้นแล้ว ผู้วิจัยได้ทำการสำรวจข้อมูลโดยการนำข้อมูลที่มีอยู่มาสร้างเป็นตารางและกราฟ เพื่อตรวจสอบลักษณะของข้อมูลเบื้องต้น โดยใช้โปรแกรม Excel ซึ่งมีรายละเอียดดังนี้

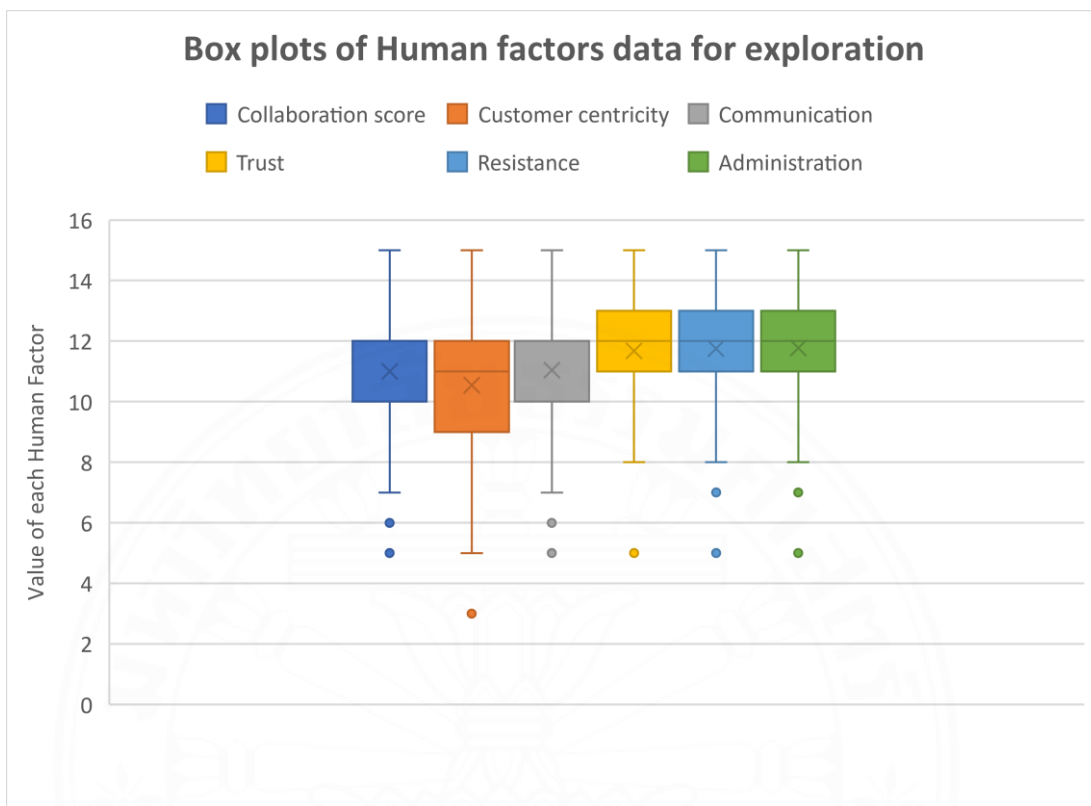
ตารางที่ 4.2 ลักษณะข้อมูลจากการทำ Data Exploration ของ Numerical data

| | Min | Max | Average | Deviation |
|---------------------|-----|-----|---------|-----------|
| Age (Y) | 26 | 59 | 38.97 | 8.24 |
| Tenure (M) | 4 | 381 | 90.06 | 94.03 |
| Collaboration score | 5 | 15 | 11 | 2.12 |
| Customer centricity | 3 | 15 | 10.54 | 2.75 |
| Communication | 5 | 15 | 11.03 | 2.24 |
| Trust | 5 | 15 | 11.67 | 2.30 |
| Resistance | 5 | 15 | 11.74 | 1.96 |
| Administration | 5 | 15 | 11.77 | 1.93 |

ตารางที่ 4.3 ลักษณะข้อมูลจากการทำ Data Exploration ของ Non-Numerical data

| | Explored information |
|--------------------|--|
| Gender | Female(37); Male(43) |
| Work Type | Routine(35); Others(30); Project (15) |
| Tribe | SMT(40); Tribe(40) |
| Department | Operation(42); Agency(20); Marketing(12); Digital(6) |
| Adoption Period | Less than 3 months (15); 3-6 months(30); 6-12 months(25); more than 12 months(10) |

ภาพที่ 4.1 กราฟรูปกล่องแสดงลักษณะของข้อมูลที่เป็น Human factors

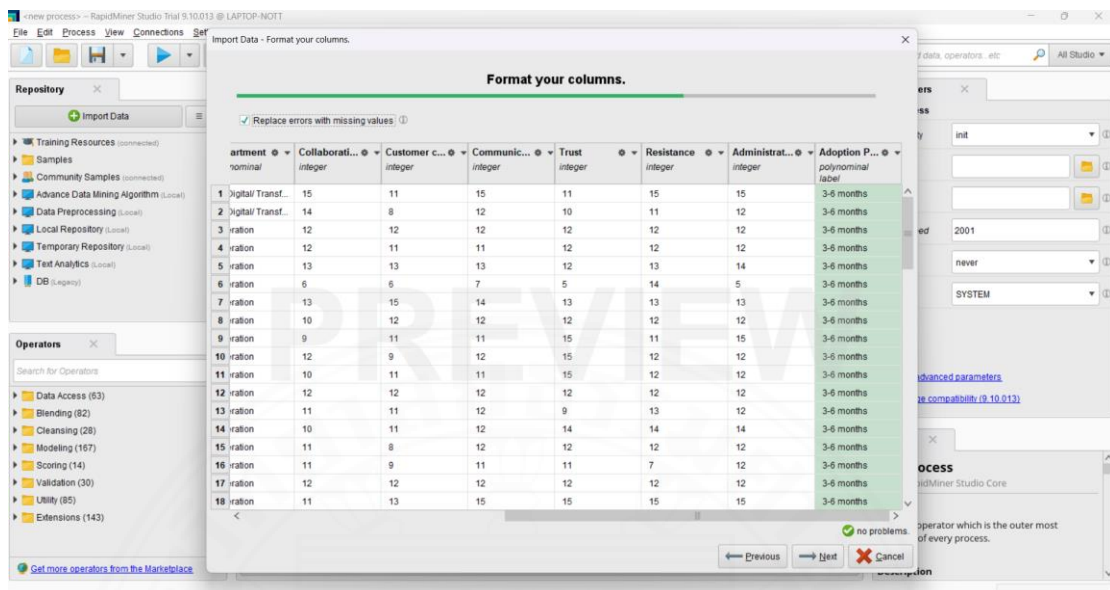


จากการสำรวจข้อมูลด้วย Box plot ในภาพที่ 4.1 พบว่ามีข้อมูลบางส่วนเป็น Outlier อย่างไรก็ตาม เมื่อพิจารณาอย่างบริบทของข้อมูลที่ใช้สร้างตัวแบบพบว่า ข้อมูล Human factors ที่ใช้นี้เป็นข้อมูลการประเมินผลที่มาจากตัวพนักงานเอง ซึ่งข้อมูลที่เป็น outlier พบว่าคือกลุ่มที่มีระยะเวลาในการยอมรับ Agile ที่นานกว่ากลุ่มอื่น ดังนั้นผู้วิจัยจึงตัดสินใจเลือกใช้ข้อมูล Outlier ดังกล่าวร่วมกับข้อมูลอื่นๆ และได้นำชุดข้อมูลทั้งหมดเข้าสู่โปรแกรม RapidMiner Studio เพื่อสร้างตัวแบบการจำแนกต่อไป

4.1.3 การนำเข้าข้อมูล

เมื่อทำการสำรวจข้อมูลแล้ว ผู้วิจัยได้ทำการนำข้อมูลจากไฟล์ประเภท Excel (.xlsx) เข้าสู่โปรแกรม RapidMiner Studio ด้วยคำสั่ง Import Data และทำการเซท Role ของ feature “Adoption Period” ให้เป็น Label เพื่อเป็นข้อมูลเป้าหมายในการจำแนก ดังแสดงในภาพที่ 4.2

ภาพที่ 4.2 การนำเข้าข้อมูลสู่โปรแกรม RapidMiner Studio



เมื่อผู้วิจัยได้ทำการนำเข้าข้อมูลแล้ว ผู้วิจัยได้ทำการสร้างตัวแบบการจำแนกโดยใช้ขั้นตอนวิธีทั้ง 3 แบบได้แก่ Decision Tree, Naïve Bayes, และ k-nearest neighbors (k-NN) ในการสร้างแบบจำลอง โดยมีรายละเอียดดังอธิบายในส่วนถัดไป

4.1.4 การวิเคราะห์ตัวชี้วัดเบื้องต้น

ในการวิเคราะห์ตัวชี้วัดเบื้องต้น ผู้วิจัยได้ใช้ Operator Correlation Matrix ในการวัดความสัมพันธ์ของคุณลักษณะที่มีค่าเป็นตัวเลข โดยได้ผลลัพธ์ดังแสดงในภาพที่ 4.3 ซึ่งพบว่าคุณสมบัติ Administration กับ Trust มีความสัมพันธ์แบบตามกันมากที่สุด อยู่ที่ 0.655 รองลงมาได้แก่ Communication กับ Collaboration และ Age กับ Tenure ที่มีค่าที่ 0.580 และ Administration กับ Communication ที่มีค่าความสัมพันธ์อยู่ที่ 0.563

ภาพที่ 4.3 ผลลัพธ์ที่ได้จากการวิเคราะห์ความสัมพันธ์ของคุณลักษณะด้วย Correlation Matrix

| Attributes | Age (Y) | Tenure (M) | Collaboration score | Customer centricity | Communication | Trust | Resistance | Administration |
|---------------------|---------|------------|---------------------|---------------------|---------------|--------|------------|----------------|
| Age (Y) | 1 | 0.580 | -0.067 | 0.102 | -0.114 | -0.117 | 0.163 | 0.181 |
| Tenure (M) | 0.580 | 1 | -0.121 | -0.047 | -0.229 | -0.060 | 0.128 | 0.119 |
| Collaboration score | -0.067 | -0.121 | 1 | 0.413 | 0.580 | 0.507 | 0.271 | 0.515 |
| Customer centricity | 0.102 | -0.047 | 0.413 | 1 | 0.470 | 0.334 | 0.187 | 0.320 |
| Communication | -0.114 | -0.229 | 0.580 | 0.470 | 1 | 0.514 | 0.355 | 0.563 |
| Trust | -0.117 | -0.060 | 0.507 | 0.334 | 0.514 | 1 | 0.365 | 0.655 |
| Resistance | 0.163 | 0.128 | 0.271 | 0.187 | 0.355 | 0.365 | 1 | 0.362 |
| Administration | 0.181 | 0.119 | 0.515 | 0.320 | 0.563 | 0.655 | 0.362 | 1 |

นอกจากนี้ผู้วิจัยได้ใช้ Operator ANOVA Matrix ในการวัดความสัมพันธ์ของคุณลักษณะต่างๆกับคุณลักษณะที่เป็นข้อความ โดยได้ผลลัพธ์ดังแสดงในภาพที่ 4.4 ซึ่งพบว่าคุณลักษณะ ที่มีผลกับระยะเวลาการยอมรับข้อใจของพนักงานในองค์กรนี้ได้แก่ Collaboration, Trust, Communication และ Administration โดยใช้ค่าความเชื่อมั่นที่ 0.05

ภาพที่ 4.4 ผลลัพธ์ที่ได้จากการวิเคราะห์ความสัมพันธ์ของคุณลักษณะด้วย ANOVA Matrix

| ANOVA Attribute | group Gender | group Work Type | group Tribe | group Department | group Adoption Period |
|---------------------|--------------|-----------------|-------------|------------------|-----------------------|
| Age (Y) | 0.084 | 0.035 | 0.000 | 0.029 | 0.355 |
| Tenure (M) | 0.013 | 0.005 | 0.000 | 0.001 | 0.603 |
| Collaboration score | 0.933 | 0.323 | 0.294 | 0.329 | 0.000 |
| Customer centricity | 0.122 | 0.778 | 0.650 | 0.558 | 0.103 |
| Communication | 0.281 | 0.432 | 0.920 | 0.069 | 0.001 |
| Trust | 0.769 | 0.532 | 0.283 | 0.140 | 0.000 |
| Resistance | 0.418 | 0.079 | 0.221 | 0.070 | 0.335 |
| Administration | 0.112 | 0.100 | 0.297 | 0.309 | 0.029 |

4.2 การประยุกต์แบบจำลอง Decision Tree สำหรับจำแนกระยะเวลาที่พนักงานจะยอมรับการทำงานแบบข้อใจ

การตรวจสอบประสิทธิภาพของตัวแบบโดยไม่มีการจัดเตรียมข้อมูล

เริ่มต้นผู้วิจัยได้ทดลองนำชุดข้อมูลมาสร้างตัวแบบด้วยขั้นตอนวิธี Decision Tree โดยไม่มีการทำกระบวนการ Data Preprocessing และปรับแต่ง Parameter ใดๆ และเลือกใช้ Operator Cross validation ในการทดสอบ พบว่าตัวแบบที่สร้างมา ได้ผลประสิทธิภาพการทำนายอยู่ที่ 32.50% ดังภาพที่ 4.5 โดยผลของการทำนายพบว่าตัวแบบไม่สามารถทำนายผลลัพธ์ในช่วง “น้อย

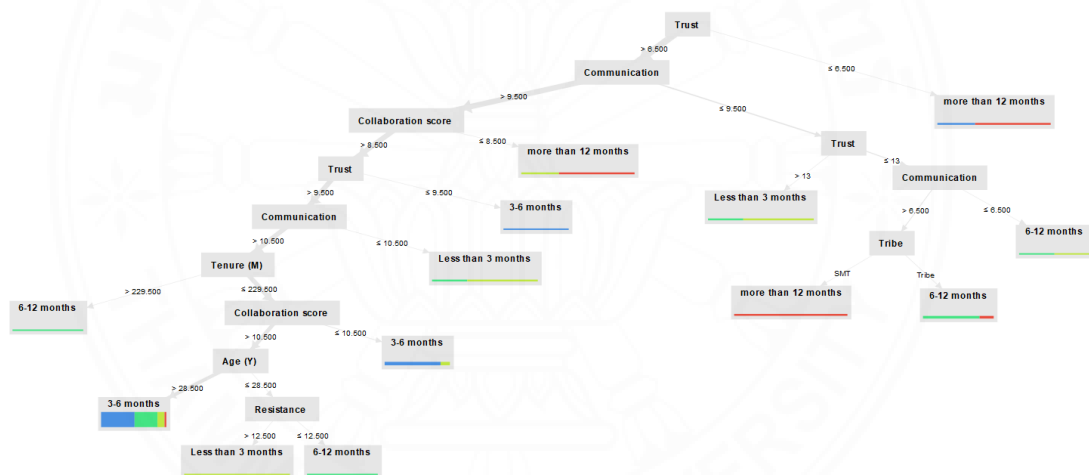
กว่า 3 เดือน” ได้เลย และเมื่อพิจารณาแผนภาพต้นไม้พบว่าตัวแปร Trust เป็น root node ของต้นไม้ ดังแสดงในดั่งภาพที่ 4.6

ภาพที่ 4.5 ผลลัพธ์ที่ได้จากแบบจำลอง Decision tree เบื้องต้น

accuracy: 32.50% +/- 14.67% (micro average: 32.50%)

| | true 3-6 months | true 6-12 months | true Less than 3 months | true more than 12 months | class precision |
|---------------------------|-----------------|------------------|-------------------------|--------------------------|-----------------|
| pred. 3-6 months | 21 | 17 | 10 | 3 | 41.18% |
| pred. 6-12 months | 5 | 2 | 3 | 1 | 18.18% |
| pred. Less than 3 months | 3 | 3 | 0 | 3 | 0.00% |
| pred. more than 12 months | 1 | 3 | 2 | 3 | 33.33% |
| class recall | 70.00% | 8.00% | 0.00% | 30.00% | |

ภาพที่ 4.6 แผนภาพต้นไม้ที่ได้เบื้องต้น



การตรวจสอบประสิทธิภาพของตัวแบบโดยเพิ่มการทำ Data Preprocessing

ผู้วิจัยได้นำหลักการ Data Preprocessing โดยได้ทำการ Normalize ข้อมูลและเพิ่มการทำ Feature Selection แบบ Wrapper method ในการหาคุณลักษณะที่มีความเกี่ยวข้องมากที่สุดที่จะทำการสร้างตัวแบบ โดยได้เลือกใช้ Operators Optimize selection ทั้ง 3 แบบได้แก่ Forward selection, Backward selection และ ใช้ขั้นตอนวิธีแบบ k-NN ในการเลือกคุณลักษณะ ซึ่งทำให้ได้ผลความแม่นยำอยู่ที่ 45%, 35% และ 38.75% ตามลำดับดังแสดงในภาพที่ 4.7

ภาพที่ 4.7 ผลลัพธ์ของวิธี Decision tree จากการใช้ Feature Selection โดยไม่มีการปรับ parameter ใดๆ

| ประเภท Feature Selection | ผลลัพธ์ที่ได้ | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
|---------------------------|---|------------------|-------------------------|--------------------------|-------------------------|--------------------------|-----------------|------------------|----|----|----|---|--------|-------------------|----|----|---|---|--------|--------------------------|---|---|---|---|--------|---------------------------|---|---|---|---|--------|--------------|--------|--------|--------|--------|--|
| Forward | <p>accuracy: 45.00% +/- 12.08% (micro average: 45.00%)</p> <table border="1"> <thead> <tr> <th></th> <th>true 3-6 months</th> <th>true 6-12 months</th> <th>true Less than 3 months</th> <th>true more than 12 months</th> <th>class precision</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td>pred. 3-6 months</td> <td>24</td> <td>12</td> <td>8</td> <td>5</td> <td>48.98%</td> </tr> <tr> <td>pred. 6-12 months</td> <td>5</td> <td>12</td> <td>5</td> <td>3</td> <td>48.00%</td> </tr> <tr> <td>pred. Less than 3 months</td> <td>1</td> <td>0</td> <td>0</td> <td>2</td> <td>0.00%</td> </tr> <tr> <td>pred. more than 12 months</td> <td>0</td> <td>1</td> <td>2</td> <td>0</td> <td>0.00%</td> </tr> <tr> <td>class recall</td> <td>80.00%</td> <td>48.00%</td> <td>0.00%</td> <td>0.00%</td> <td></td> </tr> </tbody> </table> | | true 3-6 months | true 6-12 months | true Less than 3 months | true more than 12 months | class precision | pred. 3-6 months | 24 | 12 | 8 | 5 | 48.98% | pred. 6-12 months | 5 | 12 | 5 | 3 | 48.00% | pred. Less than 3 months | 1 | 0 | 0 | 2 | 0.00% | pred. more than 12 months | 0 | 1 | 2 | 0 | 0.00% | class recall | 80.00% | 48.00% | 0.00% | 0.00% | |
| | true 3-6 months | true 6-12 months | true Less than 3 months | true more than 12 months | class precision | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| pred. 3-6 months | 24 | 12 | 8 | 5 | 48.98% | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| pred. 6-12 months | 5 | 12 | 5 | 3 | 48.00% | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| pred. Less than 3 months | 1 | 0 | 0 | 2 | 0.00% | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| pred. more than 12 months | 0 | 1 | 2 | 0 | 0.00% | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| class recall | 80.00% | 48.00% | 0.00% | 0.00% | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| Backward | <p>accuracy: 35.00% +/- 7.91% (micro average: 35.00%)</p> <table border="1"> <thead> <tr> <th></th> <th>true 3-6 months</th> <th>true 6-12 months</th> <th>true Less than 3 months</th> <th>true more than 12 months</th> <th>class precision</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td>pred. 3-6 months</td> <td>25</td> <td>21</td> <td>12</td> <td>7</td> <td>38.46%</td> </tr> <tr> <td>pred. 6-12 months</td> <td>2</td> <td>1</td> <td>1</td> <td>0</td> <td>25.00%</td> </tr> <tr> <td>pred. Less than 3 months</td> <td>2</td> <td>1</td> <td>0</td> <td>1</td> <td>0.00%</td> </tr> <tr> <td>pred. more than 12 months</td> <td>1</td> <td>2</td> <td>2</td> <td>2</td> <td>28.57%</td> </tr> <tr> <td>class recall</td> <td>83.33%</td> <td>4.00%</td> <td>0.00%</td> <td>20.00%</td> <td></td> </tr> </tbody> </table> | | true 3-6 months | true 6-12 months | true Less than 3 months | true more than 12 months | class precision | pred. 3-6 months | 25 | 21 | 12 | 7 | 38.46% | pred. 6-12 months | 2 | 1 | 1 | 0 | 25.00% | pred. Less than 3 months | 2 | 1 | 0 | 1 | 0.00% | pred. more than 12 months | 1 | 2 | 2 | 2 | 28.57% | class recall | 83.33% | 4.00% | 0.00% | 20.00% | |
| | true 3-6 months | true 6-12 months | true Less than 3 months | true more than 12 months | class precision | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| pred. 3-6 months | 25 | 21 | 12 | 7 | 38.46% | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| pred. 6-12 months | 2 | 1 | 1 | 0 | 25.00% | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| pred. Less than 3 months | 2 | 1 | 0 | 1 | 0.00% | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| pred. more than 12 months | 1 | 2 | 2 | 2 | 28.57% | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| class recall | 83.33% | 4.00% | 0.00% | 20.00% | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| Evolutionary | <p>accuracy: 38.75% +/- 18.11% (micro average: 38.75%)</p> <table border="1"> <thead> <tr> <th></th> <th>true 3-6 months</th> <th>true 6-12 months</th> <th>true Less than 3 months</th> <th>true more than 12 months</th> <th>class precision</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td>pred. 3-6 months</td> <td>15</td> <td>14</td> <td>6</td> <td>2</td> <td>40.54%</td> </tr> <tr> <td>pred. 6-12 months</td> <td>10</td> <td>10</td> <td>4</td> <td>3</td> <td>37.04%</td> </tr> <tr> <td>pred. Less than 3 months</td> <td>3</td> <td>0</td> <td>3</td> <td>2</td> <td>37.50%</td> </tr> <tr> <td>pred. more than 12 months</td> <td>2</td> <td>1</td> <td>2</td> <td>3</td> <td>37.50%</td> </tr> <tr> <td>class recall</td> <td>50.00%</td> <td>40.00%</td> <td>20.00%</td> <td>30.00%</td> <td></td> </tr> </tbody> </table> | | true 3-6 months | true 6-12 months | true Less than 3 months | true more than 12 months | class precision | pred. 3-6 months | 15 | 14 | 6 | 2 | 40.54% | pred. 6-12 months | 10 | 10 | 4 | 3 | 37.04% | pred. Less than 3 months | 3 | 0 | 3 | 2 | 37.50% | pred. more than 12 months | 2 | 1 | 2 | 3 | 37.50% | class recall | 50.00% | 40.00% | 20.00% | 30.00% | |
| | true 3-6 months | true 6-12 months | true Less than 3 months | true more than 12 months | class precision | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| pred. 3-6 months | 15 | 14 | 6 | 2 | 40.54% | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| pred. 6-12 months | 10 | 10 | 4 | 3 | 37.04% | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| pred. Less than 3 months | 3 | 0 | 3 | 2 | 37.50% | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| pred. more than 12 months | 2 | 1 | 2 | 3 | 37.50% | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| class recall | 50.00% | 40.00% | 20.00% | 30.00% | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |

จากผลลัพธ์ที่ได้พบว่าทุกวิธีการทำ feature selection ช่วยให้ความแม่นยำของตัวแบบดีขึ้น และการใช้ forward selection ในการเลือกคุณลักษณะจะช่วยให้ตัวแบบ Decision tree ได้ผลลัพธ์ที่ดีที่สุด อย่างไรก็ตาม ความแม่นยำจะเกิดขึ้นกับผลลัพธ์ในช่วง “3 – 6 เดือน” และ “6 – 12 เดือน” เท่านั้นและไม่สามารถทำนายผลลัพธ์ในช่วง “น้อยกว่า 3 เดือน” และ “มากกว่า 12 เดือน” ได้เลย เนื่องจาก forward selection ได้เลือกคุณลักษณะที่เหมาะสมไปตามลำดับ ซึ่งทำให้ได้คุณลักษณะที่ถูกนำมาใช้เพียง 3 คุณลักษณะได้แก่ เพศ, การร่วมมือกับผู้อื่น, และประเภทโกล์ทีมที่อยู่ ซึ่งทั้ง 3 ผลลัพธ์นี้สามารถใช้ทำนายผลได้ดีมากกับผลลัพธ์ “3 – 6 เดือน” และ “6 – 12 เดือน” เท่านั้น

ในขณะที่ Evolutionary selection มีความแม่นยำที่น้อยกว่าแบบ forward selection แต่กลับทำให้ตัวแบบสามารถทำนายผลได้ในทุกๆ ผลลัพธ์เนื่องจาก Evolutionary selection ได้ทำการสุ่มคุณสมบัติที่เหมาะสมจากหลายๆคุณลักษณะ และมีความซับซ้อนในการคัดเลือกคุณลักษณะมากกว่าจึงทำให้ได้กลุ่มของคุณสมบัติที่สามารถใช้ทำนายทั้ง 4 ผลลัพธ์ได้ดีกว่าแบบ forward selection

การตรวจสอบประสิทธิภาพของตัวแบบโดยการปรับแต่งค่า Parameter ของแบบจำลองเพิ่มเติม

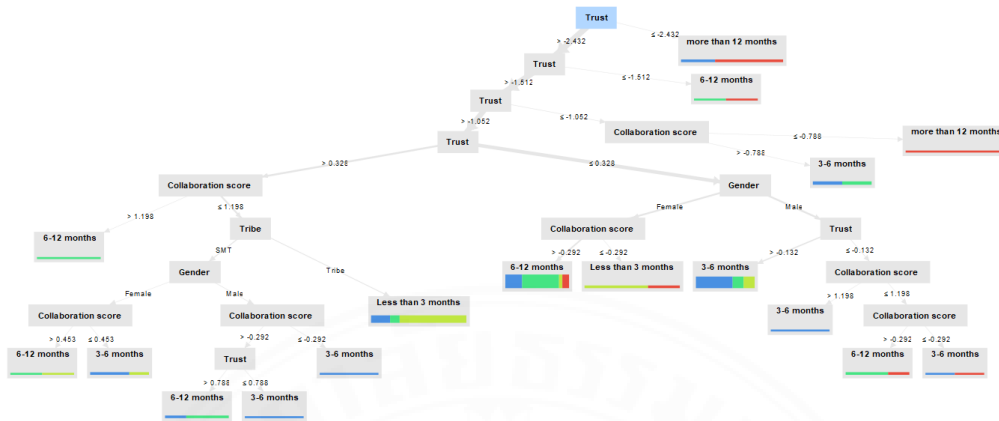
จากขั้นตอนที่ผ่านมาผู้วิจัยได้ทำการทดลองปรับแต่ง Parameter ต่างๆทั้งในขั้นตอน Data Preprocessing และการสร้างตัวแบบ เพื่อให้ตัวแบบมีผลลัพธ์ที่มากขึ้น โดยพบว่าการเปลี่ยนวิธี Normalization จากวิธี z-transformation รวมถึงการเปลี่ยนวิธีการแบ่งกิ่งของ decision tree จากการใช้ค่า gain_ratio เป็นรูปแบบอื่น ล้วนส่งผลให้ประสิทธิภาพของตัวแบบลดลงในทุกตัวแบบ

เมื่อทดลองปรับค่า confidence ของ Decision tree จาก 0.1 เป็น 0.5 พบว่าผลลัพธ์ที่ได้จากการทำ forward selection มีค่าลดลงมาอยู่ที่ 40% แต่ตัวแบบสามารถทำนายผลลัพธ์ได้ถูกต้องทั้ง 4 ผลลัพธ์แล้ว ในขณะที่ผลลัพธ์จาก Backward selection และ Evolutionary selection มีค่าเพิ่มขึ้นเช่นกัน โดยใน Evolutionary selection ได้ผลลัพธ์เพิ่มมาอยู่ที่ 42.50% และยังคงสามารถทำนายผลลัพธ์ได้ถูกต้องทั้ง 4 ผลลัพธ์ดังแสดงในภาพที่ 4.8 เนื่องจากการที่ชุดข้อมูลในการทำนายผลลัพธ์แต่ละรูปแบบมีค่าของข้อมูลที่ใกล้เคียงกันดังนั้นจึงคาดว่า การปรับลดค่า confidence หรือค่าความเชื่อถือในการคำนวณกิ่งของ decision tree สามารถช่วยให้ตัวแบบสามารถค้นหารูปแบบที่ได้ผลลัพธ์สูงขึ้น โดยยังคงพบว่า Trust เป็น root node อยู่ดังแสดงในภาพที่ 4.9

ภาพที่ 4.8 ผลลัพธ์ของวิธี Decision tree จากการใช้ Feature Selection โดยมีการปรับ parameter เพิ่ม

| ประเภท Feature Selection & parameter | ผลลัพธ์ที่ได้ | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
|--------------------------------------|--|------------------|-------------------------|--------------------------|-----------------|--|--|-----------------|------------------|-------------------------|--------------------------|-----------------|------------------|----|----|----|---|--------|-------------------|---|----|---|---|--------|--------------------------|---|---|---|---|--------|---------------------------|---|---|---|---|---------|--------------|--------|--------|--------|--------|--|
| Forward with more confidence | accuracy: 40.00% +/- 18.45% (micro average: 40.00%) <table border="1"> <thead> <tr> <th></th> <th>true 3-6 months</th> <th>true 6-12 months</th> <th>true Less than 3 months</th> <th>true more than 12 months</th> <th>class precision</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td>pred. 3-6 months</td> <td>13</td> <td>9</td> <td>6</td> <td>2</td> <td>43.33%</td> </tr> <tr> <td>pred. 6-12 months</td> <td>9</td> <td>12</td> <td>2</td> <td>4</td> <td>44.44%</td> </tr> <tr> <td>pred. Less than 3 months</td> <td>7</td> <td>2</td> <td>6</td> <td>3</td> <td>33.33%</td> </tr> <tr> <td>pred. more than 12 months</td> <td>1</td> <td>2</td> <td>1</td> <td>1</td> <td>20.00%</td> </tr> <tr> <td>class recall</td> <td>43.33%</td> <td>48.00%</td> <td>40.00%</td> <td>10.00%</td> <td></td> </tr> </tbody> </table> | | | | | | | true 3-6 months | true 6-12 months | true Less than 3 months | true more than 12 months | class precision | pred. 3-6 months | 13 | 9 | 6 | 2 | 43.33% | pred. 6-12 months | 9 | 12 | 2 | 4 | 44.44% | pred. Less than 3 months | 7 | 2 | 6 | 3 | 33.33% | pred. more than 12 months | 1 | 2 | 1 | 1 | 20.00% | class recall | 43.33% | 48.00% | 40.00% | 10.00% | |
| | true 3-6 months | true 6-12 months | true Less than 3 months | true more than 12 months | class precision | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| pred. 3-6 months | 13 | 9 | 6 | 2 | 43.33% | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| pred. 6-12 months | 9 | 12 | 2 | 4 | 44.44% | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| pred. Less than 3 months | 7 | 2 | 6 | 3 | 33.33% | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| pred. more than 12 months | 1 | 2 | 1 | 1 | 20.00% | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| class recall | 43.33% | 48.00% | 40.00% | 10.00% | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| Backward with more confidence | accuracy: 40.00% +/- 9.86% (micro average: 40.00%) <table border="1"> <thead> <tr> <th></th> <th>true 3-6 months</th> <th>true 6-12 months</th> <th>true Less than 3 months</th> <th>true more than 12 months</th> <th>class precision</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td>pred. 3-6 months</td> <td>27</td> <td>19</td> <td>13</td> <td>5</td> <td>42.19%</td> </tr> <tr> <td>pred. 6-12 months</td> <td>2</td> <td>3</td> <td>2</td> <td>2</td> <td>33.33%</td> </tr> <tr> <td>pred. Less than 3 months</td> <td>1</td> <td>3</td> <td>0</td> <td>1</td> <td>0.00%</td> </tr> <tr> <td>pred. more than 12 months</td> <td>0</td> <td>0</td> <td>0</td> <td>2</td> <td>100.00%</td> </tr> <tr> <td>class recall</td> <td>90.00%</td> <td>12.00%</td> <td>0.00%</td> <td>20.00%</td> <td></td> </tr> </tbody> </table> | | | | | | | true 3-6 months | true 6-12 months | true Less than 3 months | true more than 12 months | class precision | pred. 3-6 months | 27 | 19 | 13 | 5 | 42.19% | pred. 6-12 months | 2 | 3 | 2 | 2 | 33.33% | pred. Less than 3 months | 1 | 3 | 0 | 1 | 0.00% | pred. more than 12 months | 0 | 0 | 0 | 2 | 100.00% | class recall | 90.00% | 12.00% | 0.00% | 20.00% | |
| | true 3-6 months | true 6-12 months | true Less than 3 months | true more than 12 months | class precision | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| pred. 3-6 months | 27 | 19 | 13 | 5 | 42.19% | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| pred. 6-12 months | 2 | 3 | 2 | 2 | 33.33% | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| pred. Less than 3 months | 1 | 3 | 0 | 1 | 0.00% | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| pred. more than 12 months | 0 | 0 | 0 | 2 | 100.00% | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| class recall | 90.00% | 12.00% | 0.00% | 20.00% | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| Evolutionary with more confidence | accuracy: 42.50% +/- 20.58% (micro average: 42.50%) <table border="1"> <thead> <tr> <th></th> <th>true 3-6 months</th> <th>true 6-12 months</th> <th>true Less than 3 months</th> <th>true more than 12 months</th> <th>class precision</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td>pred. 3-6 months</td> <td>15</td> <td>10</td> <td>4</td> <td>2</td> <td>48.39%</td> </tr> <tr> <td>pred. 6-12 months</td> <td>9</td> <td>12</td> <td>5</td> <td>3</td> <td>41.38%</td> </tr> <tr> <td>pred. Less than 3 months</td> <td>4</td> <td>2</td> <td>4</td> <td>2</td> <td>33.33%</td> </tr> <tr> <td>pred. more than 12 months</td> <td>2</td> <td>1</td> <td>2</td> <td>3</td> <td>37.50%</td> </tr> <tr> <td>class recall</td> <td>50.00%</td> <td>48.00%</td> <td>26.67%</td> <td>30.00%</td> <td></td> </tr> </tbody> </table> | | | | | | | true 3-6 months | true 6-12 months | true Less than 3 months | true more than 12 months | class precision | pred. 3-6 months | 15 | 10 | 4 | 2 | 48.39% | pred. 6-12 months | 9 | 12 | 5 | 3 | 41.38% | pred. Less than 3 months | 4 | 2 | 4 | 2 | 33.33% | pred. more than 12 months | 2 | 1 | 2 | 3 | 37.50% | class recall | 50.00% | 48.00% | 26.67% | 30.00% | |
| | true 3-6 months | true 6-12 months | true Less than 3 months | true more than 12 months | class precision | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| pred. 3-6 months | 15 | 10 | 4 | 2 | 48.39% | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| pred. 6-12 months | 9 | 12 | 5 | 3 | 41.38% | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| pred. Less than 3 months | 4 | 2 | 4 | 2 | 33.33% | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| pred. more than 12 months | 2 | 1 | 2 | 3 | 37.50% | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| class recall | 50.00% | 48.00% | 26.67% | 30.00% | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |

ภาพที่ 4.9 แผนภาพต้นไม้เมื่อใช้ Evolutionary selection โดยมี confidence ที่ 0.5



จากการทดลองสร้างตัวแบบโดยใช้ขั้นตอนวิธีแบบ Decision tree นั้น ผู้วิจัยคิดว่าการสร้างตัวแบบโดยใช้ Evolutionary selection ประกอบกับ ค่า confidence ที่ 0.5 ทำให้ได้ตัวแบบที่มีประสิทธิภาพเหมาะสมกับการนำไปใช้งานจริงได้มากกว่าหากมีข้อมูลที่มากขึ้น โดยได้ค่าความแม่นยำอยู่ที่ 42.5% และสามารถทำนายผลลัพธ์ได้ถูกต้องทั้ง 4 ผลลัพธ์ ซึ่งเหมาะสมกว่าการใช้ Forward selection แบบไม่ปรับแต่งค่าใดๆ แม้ว่าจะได้ความแม่นยำอยู่ที่ 45% แต่ไม่สามารถทำนายผลลัพธ์ในช่วง “น้อยกว่า 3 เดือน” และ “มากกว่า 12 เดือน” ได้เลย โดยผลลัพธ์ที่ได้ในแต่ละสถานการณ์จากการปรับแต่งตัวแบบของ Decision Tree Algorithm ถูกแสดงในตารางที่ 4.4

ตารางที่ 4.4 ผลลัพธ์ที่ได้ในแต่ละสถานการณ์จากการปรับแต่งตัวแบบของ Decision Tree Algorithm

| การปรับแต่งตัวแบบของ Decision Tree Algorithm | ผลลัพธ์ (% Accuracy) |
|--|----------------------|
| Original model | 32.50 |
| Only z-transformation normalization | 32.50 |
| Forward selection without normalization | 36.25 |
| Backward selection without normalization | 32.50 |
| Evolutionary selection without normalization | 36.25 |

| | |
|--|---|
| Forward selection with z-transformation normalization | 45.00 * ไม่สามารถทำนายผล “น้อยกว่า 3 เดือน” และ “มากกว่า 12 เดือน” ได้ |
| Backward selection with z-transformation normalization | 35.00 |
| Evolutionary selection with z-transformation normalization | 38.75 |
| Forward selection with range normalization | 37.50 |
| Backward selection with range normalization | 37.50 |
| Evolutionary selection with range normalization | 26.25 |
| Confidence 0.5, Forward selection with z-transformation normalization | 40.00 |
| Confidence 0.5, Backward selection with z-transformation normalization | 40.00 |
| Confidence 0.5, Evolutionary selection with z-transformation normalization | 42.50 |

4.3 การประยุกต์แบบจำลอง Naive Bayes สำหรับจำแนกระยะเวลาที่พนักงานจะยอมรับการทำงานแบบอใจล์

การตรวจสอบประสิทธิภาพของตัวแบบโดยไม่มีการจัดเตรียมข้อมูล

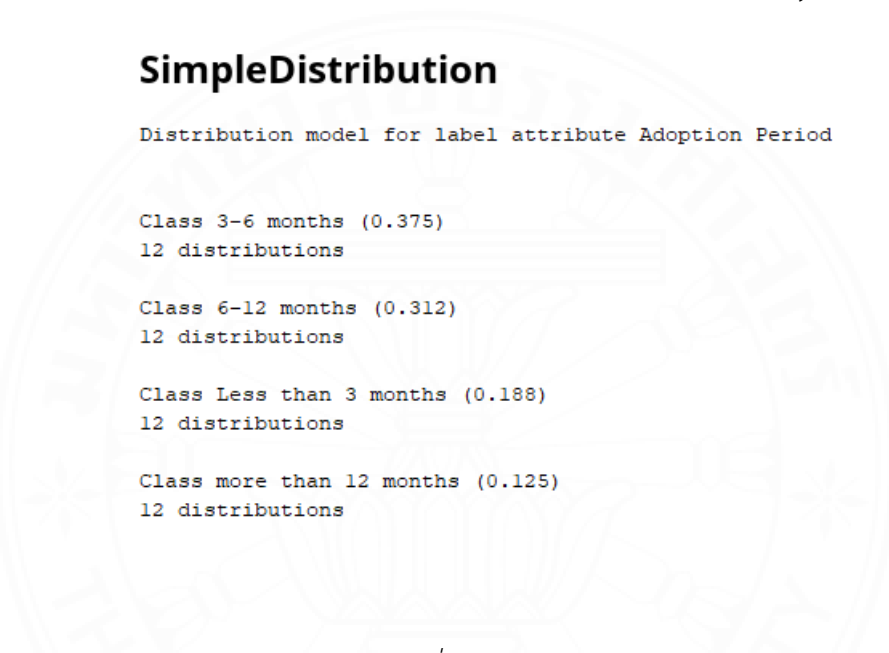
เริ่มต้นผู้วิจัยได้ทดลองนำชุดข้อมูลมาสร้างตัวแบบด้วยขั้นตอนวิธี Naive Bayes โดยไม่มีการทำกระบวนการ Data Preprocessing และปรับแต่ง Parameter ใดๆ พบว่าได้ผลประสิทธิภาพการทำนายอยู่ที่ 38.75% ดังแสดงในภาพที่ 4.10 และมีการกระจายตัวของผลลัพธ์ดังแสดงในภาพที่ 4.11

ภาพที่ 4.10 ผลลัพธ์ที่ได้จากแบบจำลอง Naïve Bayes เบื้องต้น

accuracy: 38.75% +/- 14.97% (micro average: 38.75%)

| | true 3-6 months | true 6-12 months | true Less than 3 months | true more than 12 months | class precision |
|---------------------------|-----------------|------------------|-------------------------|--------------------------|-----------------|
| pred. 3-6 months | 16 | 13 | 6 | 3 | 42.11% |
| pred. 6-12 months | 8 | 7 | 5 | 1 | 33.33% |
| pred. Less than 3 months | 5 | 3 | 3 | 1 | 25.00% |
| pred. more than 12 months | 1 | 2 | 1 | 5 | 55.56% |
| class recall | 53.33% | 28.00% | 20.00% | 50.00% | |

ภาพที่ 4.11 การกระจายตัวของผลลัพธ์จากการใช้ตัวแบบ Naïve Bayes เบื้องต้น



การตรวจสอบประสิทธิภาพของตัวแบบโดยเพิ่มการทำ Data Preprocessing

เช่นเดียวกับการสร้างแบบจำลอง Decision Tree ผู้วิจัยได้นำหลักการ Data Preprocessing มาใช้ โดยได้ทำการ Normalize ข้อมูลและเพิ่มการทำ Feature Selection ในการหาคุณลักษณะที่มีความเกี่ยวข้องมากที่สุดการที่จะทำการสร้างตัวแบบ โดยพบว่าความแม่นยำจากการทำ Forward selection อยู่ที่ 47.50%, Backward selection อยู่ที่ 37.50% และ Evolutionary selection อยู่ที่ 47.50% ดังภาพที่ 4.12

ภาพที่ 4.12: ผลลัพธ์ของวิธี Naïve Bayes จากการใช้ Feature Selection โดยไม่มีการปรับ parameter ใดๆ

| | |
|--------------------------|---------------|
| ประเภท Feature Selection | ผลลัพธ์ที่ได้ |
|--------------------------|---------------|

| | | | | | | |
|------------------------|---|-----------------|------------------|-------------------------|--------------------------|-----------------|
| Forward Selection | accuracy: 47.50% +/- 14.19% (micro average: 47.50%) | | | | | |
| | | true 3-6 months | true 6-12 months | true Less than 3 months | true more than 12 months | class precision |
| | pred. 3-6 months | 20 | 11 | 6 | 1 | 52.63% |
| | pred. 6-12 months | 8 | 13 | 5 | 2 | 46.43% |
| | pred. Less than 3 months | 1 | 0 | 0 | 2 | 0.00% |
| | pred. more than 12 months | 1 | 1 | 4 | 5 | 45.45% |
| | class recall | 66.67% | 52.00% | 0.00% | 50.00% | |
| Backward Selection | accuracy: 37.50% +/- 18.63% (micro average: 37.50%) | | | | | |
| | | true 3-6 months | true 6-12 months | true Less than 3 months | true more than 12 months | class precision |
| | pred. 3-6 months | 15 | 11 | 8 | 2 | 41.67% |
| | pred. 6-12 months | 8 | 8 | 3 | 2 | 38.10% |
| | pred. Less than 3 months | 6 | 4 | 2 | 1 | 15.38% |
| | pred. more than 12 months | 1 | 2 | 2 | 5 | 50.00% |
| | class recall | 50.00% | 32.00% | 13.33% | 50.00% | |
| Evolutionary Selection | accuracy: 47.50% +/- 21.08% (micro average: 47.50%) | | | | | |
| | | true 3-6 months | true 6-12 months | true Less than 3 months | true more than 12 months | class precision |
| | pred. 3-6 months | 16 | 11 | 4 | 1 | 50.00% |
| | pred. 6-12 months | 10 | 12 | 5 | 2 | 41.38% |
| | pred. Less than 3 months | 3 | 1 | 3 | 0 | 42.86% |
| | pred. more than 12 months | 1 | 1 | 3 | 7 | 58.33% |
| | class recall | 53.33% | 48.00% | 20.00% | 70.00% | |

จากการทำ data preprocessing พบว่าการทำ Backward selection กลับทำให้ตัวแบบมีประสิทธิภาพลดลงเล็กน้อย ในขณะที่ทั้ง Forward selection และ Evolutionary selection จะมีประสิทธิภาพเท่ากัน แต่ Forward selection มีส่วนเบี่ยงเบนที่น้อยกว่าแต่ไม่สามารถทำนายผลลัพธ์ที่เป็น “น้อยกว่า 3 เดือน” ได้ ส่วน Evolutionary selection สามารถทำนายผลลัพธ์ได้ทั้ง 4 ผลลัพธ์ โดยเนื่องมาจาก Evolutionary selection จะทำการสุ่มคุณสมบัติที่เหมาะสมจากหลายคุณลักษณะ

การตรวจสอบประสิทธิภาพของตัวแบบโดยการปรับแต่งค่า Parameter ของแบบจำลองเพิ่มเติม

จากขั้นตอนที่ผ่านมาผู้วิจัยได้ทำการทดลองปรับแต่ง Parameter ต่างๆ พบว่าการปรับค่า parameter Laplace correction ของ Naïve Bayes ออก ไม่ส่งผลใดๆต่อประสิทธิภาพของตัวแบบ และในการปรับ parameter ของ Forward Selection ส่งผลให้ประสิทธิภาพลดลง แต่เมื่อผู้วิจัยได้ทดลองปรับ Normalization ด้วยวิธี Z-transformation เป็น Range transformation พบว่ายังคงทำให้ตัวแบบที่ใช้ Forward selection มีประสิทธิภาพลดลงเล็กน้อย และตัวแบบที่ใช้ Backward selection มีประสิทธิภาพเท่าเดิม แต่กลับทำให้ตัวแบบที่ใช้ Evolutionary selection มีประสิทธิภาพสูงขึ้นเป็น 53.75% อย่างไรก็ตามพบว่าความแม่นยำในการทำนายผลลัพธ์ที่เป็น “น้อยกว่า 3 เดือน” มีค่าลดลง ดังภาพที่ 4.13 และมีการกระจายตัวของผลลัพธ์จากการใช้ตัวแบบ Naïve Bayes หลังจากใช้ Normalization แบบ Range transformation กับ Evolutionary selection ดังแสดงในภาพที่ 4.14 โดยการเพิ่มขึ้นของประสิทธิภาพ อาจเนื่องมาจากการที่ Naïve Bayes ใช้หลักการความน่าจะเป็น ดังนั้นการจำกัดช่วงของข้อมูลที่ชัดเจนตั้งแต่ 0 ถึง 1 ด้วยการทำให้

Normalization แบบ Range transformation จึงช่วยให้ตัวแบบสามารถวิเคราะห์ด้วยหลักการความน่าจะเป็นได้ดีขึ้น

ภาพที่ 4.13: ผลลัพธ์ของวิธี Naïve Bayes จากการใช้ Feature Selection โดยมีการปรับ parameter ต่างๆเพิ่มเติม

| ประเภท Feature Selection & parameter | ผลลัพธ์ที่ได้ | | | | | |
|---|---|-----------------|------------------|-------------------------|--------------------------|-----------------|
| Forward with normalization by range transformation | accuracy: 45.00% +/- 10.54% (micro average: 45.00%) | | | | | |
| | | true 3-6 months | true 6-12 months | true Less than 3 months | true more than 12 months | class precision |
| | pred. 3-6 months | 26 | 16 | 9 | 3 | 48.15% |
| | pred. 6-12 months | 3 | 5 | 5 | 2 | 33.33% |
| | pred. Less than 3 months | 0 | 1 | 0 | 0 | 0.00% |
| | pred. more than 12 months | 1 | 3 | 1 | 5 | 50.00% |
| | class recall | 86.67% | 20.00% | 0.00% | 50.00% | |
| Backward with normalization by range transformation | accuracy: 37.50% +/- 16.67% (micro average: 37.50%) | | | | | |
| | | true 3-6 months | true 6-12 months | true Less than 3 months | true more than 12 months | class precision |
| | pred. 3-6 months | 15 | 8 | 8 | 2 | 45.45% |
| | pred. 6-12 months | 9 | 11 | 5 | 4 | 37.93% |
| | pred. Less than 3 months | 5 | 3 | 1 | 1 | 10.00% |
| | pred. more than 12 months | 1 | 3 | 1 | 3 | 37.50% |
| | class recall | 50.00% | 44.00% | 6.67% | 30.00% | |
| Evolutionary with normalization by range transformation | accuracy: 53.75% +/- 17.73% (micro average: 53.75%) | | | | | |
| | | true 3-6 months | true 6-12 months | true Less than 3 months | true more than 12 months | class precision |
| | pred. 3-6 months | 21 | 5 | 8 | 2 | 58.33% |
| | pred. 6-12 months | 8 | 15 | 4 | 2 | 51.72% |
| | pred. Less than 3 months | 0 | 3 | 1 | 0 | 25.00% |
| | pred. more than 12 months | 1 | 2 | 2 | 6 | 54.55% |
| | class recall | 70.00% | 60.00% | 6.67% | 60.00% | |

ภาพที่ 4.14: การกระจายตัวของผลลัพธ์จากการใช้ตัวแบบ Naïve Bayes หลังจากใช้ Normalization แบบ Range transformation กับ Evolutionary selection

SimpleDistribution

Distribution model for label attribute Adoption Period

Class 3-6 months (0.375)
4 distributions

Class 6-12 months (0.312)
4 distributions

Class Less than 3 months (0.188)
4 distributions

Class more than 12 months (0.125)
4 distributions

จากการทดลองสร้างตัวแบบโดยใช้ขั้นตอนวิธีแบบ Naïve Bayes นั้น พบว่าตัวแบบโดยใช้ Evolutionary selection ร่วมกับ Normalization แบบ Range transformation ทำให้ได้ตัวแบบที่มีประสิทธิภาพมากที่สุด โดยได้ค่าความแม่นยำอยู่ที่ 53.75% และสามารถทำนายผลลัพธ์ได้ถูกต้องทั้ง 4 ผลลัพธ์ โดยผลลัพธ์ที่ได้ในแต่ละสถานการณ์จากการปรับแต่งตัวแบบของ Naïve Bayes Algorithm ถูกแสดงในตารางที่ 4.5

ตารางที่ 4.5: ผลลัพธ์ที่ได้ในแต่ละสถานการณ์จากการปรับแต่งตัวแบบของ Naïve Bayes Algorithm

| การปรับแต่งตัวแบบของ Naïve Bayes | ผลลัพธ์ (% Accuracy) |
|--|----------------------|
| Original model | 38.75 |
| Only z-transformation normalization | 38.75 |
| Forward selection without normalization | 41.25 |
| Backward selection without normalization | 41.25 |
| Evolutionary selection without normalization | 31.25 |
| Forward selection with z-transformation normalization | 47.50 |
| Backward selection with z-transformation normalization | 37.50 |
| Evolutionary selection with z-transformation normalization | 47.50 |

| | |
|--|-------|
| Forward selection with range normalization | 45.00 |
| Backward selection with range normalization | 37.50 |
| Evolutionary selection with range normalization | 53.75 |
| Evolutionary selection with range normalization, no Laplace correction | 53.75 |

4.4 การประยุกต์แบบจำลอง k-nearest neighbors (k-NN) สำหรับจำแนกระยะเวลาที่พนักงานจะยอมรับการทำงานแบบโอเจล์

การตรวจสอบประสิทธิภาพของตัวแบบโดยไม่มีการจัดเตรียมข้อมูล

เริ่มต้นผู้วิจัยได้ทดลองนำชุดข้อมูลมาสร้างตัวแบบด้วยขั้นตอนวิธี k-nearest neighbors (k-NN) โดยไม่มีการทำกระบวนการ Data Preprocessing มาใช้ รวมถึงไม่มีการปรับแต่ง Parameter ใดๆ โดยมีค่า $k = 5$ และมี weighted vote พบว่าตัวแบบที่ได้มีประสิทธิภาพการทำนายน้อยที่สุดเมื่อเทียบกับขั้นตอนวิธีที่ผ่านมาโดยมีประสิทธิภาพเพียง 26.25% ดังแสดงในภาพที่ 4.14

ภาพที่ 4.15: ผลลัพธ์ที่ได้จากแบบจำลอง k-nearest neighbors (k-NN) เบื้องต้น

accuracy: 26.25% +/- 13.76% (micro average: 26.25%)

| | true 3-6 months | true 6-12 months | true Less than 3 months | true more than 12 months | class precision |
|---------------------------|-----------------|------------------|-------------------------|--------------------------|-----------------|
| pred. 3-6 months | 13 | 13 | 7 | 4 | 35.14% |
| pred. 6-12 months | 11 | 4 | 4 | 4 | 17.39% |
| pred. Less than 3 months | 5 | 5 | 4 | 2 | 25.00% |
| pred. more than 12 months | 1 | 3 | 0 | 0 | 0.00% |
| class recall | 43.33% | 16.00% | 26.67% | 0.00% | |

การตรวจสอบประสิทธิภาพของตัวแบบโดยเพิ่มการทำ Data Preprocessing

จากนั้นผู้วิจัยได้นำหลักการ Data Preprocessing โดยได้ทำการ Normalize ข้อมูลและเพิ่มการทำ Feature Selection ทั้ง 3 แบบได้แก่ Forward selection, Backward selection และ Evolutionary พบว่าประสิทธิภาพของตัวแบบอยู่ที่ 45.00%, 42.5%, และ 48.75% ตามลำดับ ซึ่งการทำ Feature Selection ข้างต้นช่วยให้ประสิทธิภาพของตัวแบบเพิ่มขึ้นสูงมาก และตัวแบบยังสามารถทำนายผลลัพธ์ถูกต้องในทุกค่าผลลัพธ์ดังแสดงในภาพที่ 4.16

ภาพที่ 4.16: ผลลัพธ์ของวิธี k-NN จากการใช้ Feature Selection โดยไม่มีการปรับ parameter ใดๆ

| ประเภท | ผลลัพธ์ที่ได้ | | | | | |
|---------------------------|---|-----------------|------------------|-------------------------|--------------------------|-----------------|
| Feature Selection | | | | | | |
| Forward Selection | accuracy: 45.00% +/- 13.44% (micro average: 45.00%) | | | | | |
| | | true 3-6 months | true 6-12 months | true Less than 3 months | true more than 12 months | class precision |
| pred. 3-6 months | | 23 | 15 | 5 | 2 | 51.11% |
| pred. 6-12 months | | 4 | 9 | 5 | 1 | 47.37% |
| pred. Less than 3 months | | 2 | 0 | 1 | 4 | 14.29% |
| pred. more than 12 months | | 1 | 1 | 4 | 3 | 33.33% |
| class recall | | 76.67% | 36.00% | 6.67% | 30.00% | |
| Backward Selection | accuracy: 42.50% +/- 20.58% (micro average: 42.50%) | | | | | |
| | | true 3-6 months | true 6-12 months | true Less than 3 months | true more than 12 months | class precision |
| pred. 3-6 months | | 18 | 14 | 6 | 2 | 45.00% |
| pred. 6-12 months | | 9 | 7 | 3 | 1 | 35.00% |
| pred. Less than 3 months | | 2 | 2 | 3 | 1 | 37.50% |
| pred. more than 12 months | | 1 | 2 | 3 | 6 | 50.00% |
| class recall | | 60.00% | 28.00% | 20.00% | 60.00% | |
| Evolutionary Selection | accuracy: 48.75% +/- 17.13% (micro average: 48.75%) | | | | | |
| | | true 3-6 months | true 6-12 months | true Less than 3 months | true more than 12 months | class precision |
| pred. 3-6 months | | 18 | 12 | 7 | 2 | 46.15% |
| pred. 6-12 months | | 9 | 11 | 4 | 1 | 44.00% |
| pred. Less than 3 months | | 2 | 1 | 4 | 1 | 50.00% |
| pred. more than 12 months | | 1 | 1 | 0 | 6 | 75.00% |
| class recall | | 60.00% | 44.00% | 26.67% | 60.00% | |

การตรวจสอบประสิทธิภาพของตัวแบบโดยการปรับแต่งค่า Parameter ของแบบจำลองเพิ่มเติม

จากขั้นตอนที่ผ่านมาผู้วิจัยได้ทำการทดลองปรับแต่ง Parameter ต่างๆเพิ่ม พบว่าการวัดระยะห่างของข้อมูลข้างกัน (neighbors) ของข้อมูลชุดนี้สามารถใช้ได้เพียง Mix Euclidean Distance เท่านั้นเนื่องจากมีข้อมูลประเภทข้อความอยู่ในชุดข้อมูล ดังนั้น Parameter ของ k-NN จึงสามารถปรับค่า k และ weighted vote เท่านั้น โดยเมื่อทดลองปรับค่า parameter ดังกล่าว ร่วมกับ parameter ของ Feature Selection ต่างๆ พบว่าส่งผลเพียงเล็กน้อย โดยส่วนใหญ่จะส่งผลต่อประสิทธิภาพของตัวแบบ มีเพียงการนำ weighted vote ออก และค่า k คงไว้ที่ค่า k = 5 จึงจะช่วยให้ประสิทธิภาพของตัวแบบที่ใช้ Forward Selection เพิ่มขึ้นเป็น 46.25% และตัวแบบที่ใช้ Backward Selection เพิ่มขึ้นเป็น 43.75% ในขณะที่ตัวแบบที่ใช้ Evolutionary Selection ไม่มีการปรับ parameter ใดๆที่ช่วยให้ตัวแบบมีประสิทธิภาพมากขึ้น ดังแสดงในภาพที่ 4.17

ภาพที่ 4.17: ผลลัพธ์ของวิธี k-NN จากการใช้ Feature Selection โดยมีการปรับ parameter ต่างๆเพิ่มเติม

| ประเภท Feature Selection & parameter | ผลลัพธ์ที่ได้ | | | | | |
|--|---|-----------------|------------------|-------------------------|--------------------------|-----------------|
| Forward Selection with k = 5 without weighted vote | accuracy: 46.25% +/- 10.29% (micro average: 46.25%) | | | | | |
| | | true 3-6 months | true 6-12 months | true Less than 3 months | true more than 12 months | class precision |
| pred. 3-6 months | 24 | 16 | 5 | 2 | 51.06% | |
| pred. 6-12 months | 4 | 8 | 5 | 1 | 44.44% | |
| pred. Less than 3 months | 1 | 0 | 3 | 5 | 33.33% | |
| pred. more than 12 months | 1 | 1 | 2 | 2 | 33.33% | |
| class recall | 80.00% | 32.00% | 20.00% | 20.00% | | |
| Backward selection with k = 5 without weighted vote | accuracy: 43.75% +/- 18.87% (micro average: 43.75%) | | | | | |
| | | true 3-6 months | true 6-12 months | true Less than 3 months | true more than 12 months | class precision |
| pred. 3-6 months | 19 | 13 | 7 | 2 | 48.34% | |
| pred. 6-12 months | 7 | 7 | 2 | 1 | 41.18% | |
| pred. Less than 3 months | 3 | 3 | 3 | 1 | 30.00% | |
| pred. more than 12 months | 1 | 2 | 3 | 6 | 50.00% | |
| class recall | 63.33% | 28.00% | 20.00% | 60.00% | | |
| Evolutionary selection with k = 4 with weighted vote | accuracy: 47.50% +/- 16.46% (micro average: 47.50%) | | | | | |
| | | true 3-6 months | true 6-12 months | true Less than 3 months | true more than 12 months | class precision |
| pred. 3-6 months | 17 | 12 | 5 | 2 | 47.22% | |
| pred. 6-12 months | 9 | 11 | 5 | 1 | 42.31% | |
| pred. Less than 3 months | 3 | 1 | 4 | 1 | 44.44% | |
| pred. more than 12 months | 1 | 1 | 1 | 6 | 66.67% | |
| class recall | 56.67% | 44.00% | 26.67% | 60.00% | | |

จากการทดลองสร้างตัวแบบโดยใช้ขั้นตอนวิธีแบบ k-nearest neighbors (k-NN) นั้น พบว่าตัวแบบโดยใช้ Evolutionary selection โดยมีค่า k = 5 ยังคงให้ความแม่นยำสูงที่สุดที่ 48.75% และยังคงสามารถทำนายผลลัพธ์ได้ถูกต้องทั้ง 4 ผลลัพธ์ โดยผลลัพธ์ที่ได้ในแต่ละสถานการณ์จากการปรับแต่งตัวแบบของ k-NN Algorithm ถูกแสดงในตารางที่ 4.6

ตารางที่ 4.6: ผลลัพธ์ที่ได้ในแต่ละสถานการณ์จากการปรับแต่งตัวแบบของ k-NN Algorithm

| การปรับแต่งตัวแบบของ k-NN | ผลลัพธ์ (% Accuracy) |
|---|----------------------|
| Original model, k=5, weighted vote | 26.25 |
| Only z-transformation normalization, k=5, weighted vote | 33.75 |

| | |
|---|--|
| Forward selection without normalization, k=5, weighted vote | 41.25 |
| Backward selection without normalization, k=5, weighted vote | 46.75 |
| Evolutionary selection without normalization, k=5, weighted vote | 33.75 |
| Forward selection with z-transformation normalization, k=5, weighted vote | 45.00 |
| Backward selection with z-transformation normalization, k=5, weighted vote | 42.50 |
| Evolutionary selection with z-transformation normalization, k=5, weighted vote | 48.75 |
| Evolutionary selection with z-transformation normalization, k=5, no weighted vote | 41.25 |
| Forward selection with range normalization, k=5, weighted vote | 47.50 |
| Backward selection with range normalization, k=5, weighted vote | 33.75 |
| Evolutionary selection with range normalization, k=5, weighted vote | 46.25 |
| Evolutionary selection with z-transformation normalization, k=1, weighted vote | 37.50 |
| Evolutionary selection with z-transformation normalization, k=4, weighted vote | 47.50 |
| Evolutionary selection with z-transformation normalization, k=6, weighted vote | 45.00 |
| Evolutionary selection with z-transformation normalization, k=10, weighted vote | 48.75 *ความแม่นยำในการ ทำนายผล “น้อยกว่า 3 เดือน” ต่ำ |

บทที่ 5

สรุปผลการวิจัยและข้อเสนอแนะ

จากการศึกษาความรู้ที่เกี่ยวข้องกับตัวแบบการจำแนกระยะเวลาที่พนักงานจะยอมรับการทำงานแบบออนไลน์ในธุรกิจประกันชีวิตแห่งหนึ่ง ผู้วิจัยได้ค้นพบข้อสรุปที่เกิดขึ้นจากการวิจัย ซึ่งข้อสรุปส่วนใหญ่ที่ได้มา มีความสอดคล้องกับการศึกษาที่ผ่านมา รวมถึงผู้วิจัยมีข้อเสนอแนะจากการศึกษาในการประยุกต์ในงานวิจัยและการประยุกต์ใช้ในองค์กร โดยมีรายละเอียดดังต่อไปนี้

5.1 การคาดการณ์การจำแนกระยะเวลาที่พนักงานจะยอมรับการทำงานแบบออนไลน์

ในการศึกษาการสร้างแบบจำลองโดยใช้ขั้นตอนวิธี Decision Tree, Naïve Bayes และ k-nearest neighbors (k-NN) ภายหลังจากกระบวนการ Data preprocessing และการปรับ parameter ที่เหมาะสมแล้ว จากผลที่ได้ในภาพที่ 5.1 พบว่าขั้นตอนวิธีแบบ Naïve Bayes ที่ใช้ Evolutionary selection ร่วมกับการทำ Normalization ด้วยวิธี Range transformation ทำให้ได้ตัวแบบการจำแนกที่มีประสิทธิภาพมากที่สุด โดยมีความแม่นยำอยู่ที่ 53.75% ลำดับรองลงมาเป็นขั้นตอนวิธีแบบ k-nearest neighbors (k-NN) ที่ค่า k = 5 และใช้ Evolutionary selection ร่วมกับ weighted vote ที่ได้ความแม่นยำอยู่ที่ 48.75% และสุดท้ายคือขั้นตอนวิธีแบบ Decision Tree ที่ใช้ Evolutionary selection และ confidence level ในการสร้างต้นไม้ ที่ 0.5 จะทำให้ได้ความแม่นยำอยู่ที่ 42.50 %

ภาพที่ 5.1 ผลลัพธ์การคาดการณ์การจำแนกระยะเวลาที่พนักงานจะยอมรับการทำงานแบบออนไลน์ในแต่ละขั้นตอนวิธี

| ขั้นตอนวิธีที่ใช้ | ผลลัพธ์ที่ดีที่สุดที่ได้ | | | | | |
|-------------------|---|-----------------|------------------|-------------------------|--------------------------|-----------------|
| Naïve Bayes | accuracy: 53.75% +/- 17.73% (micro average: 53.75%) | | | | | |
| | | true 3-6 months | true 6-12 months | true Less than 3 months | true more than 12 months | class precision |
| | pred. 3-6 months | 21 | 5 | 8 | 2 | 58.33% |
| | pred. 6-12 months | 8 | 15 | 4 | 2 | 51.72% |
| | pred. Less than 3 months | 0 | 3 | 1 | 0 | 25.00% |
| | pred. more than 12 months | 1 | 2 | 2 | 6 | 54.55% |
| class recall | 70.00% | 60.00% | 6.67% | 60.00% | | |

| k-nearest neighbors (k-NN) | accuracy: 48.75% +/- 17.13% (micro average: 48.75%) | | | | |
|----------------------------|---|------------------|-------------------------|--------------------------|-----------------|
| | true 3-6 months | true 6-12 months | true Less than 3 months | true more than 12 months | class precision |
| pred. 3-6 months | 18 | 12 | 7 | 2 | 46.15% |
| pred. 6-12 months | 9 | 11 | 4 | 1 | 44.00% |
| pred. Less than 3 months | 2 | 1 | 4 | 1 | 50.00% |
| pred. more than 12 months | 1 | 1 | 0 | 6 | 75.00% |
| class recall | 60.00% | 44.00% | 26.67% | 60.00% | |

| Decision tree | accuracy: 42.50% +/- 20.58% (micro average: 42.50%) | | | | |
|---------------------------|---|------------------|-------------------------|--------------------------|-----------------|
| | true 3-6 months | true 6-12 months | true Less than 3 months | true more than 12 months | class precision |
| pred. 3-6 months | 15 | 10 | 4 | 2 | 48.39% |
| pred. 6-12 months | 9 | 12 | 5 | 3 | 41.38% |
| pred. Less than 3 months | 4 | 2 | 4 | 2 | 33.33% |
| pred. more than 12 months | 2 | 1 | 2 | 3 | 37.50% |
| class recall | 50.00% | 48.00% | 26.67% | 30.00% | |

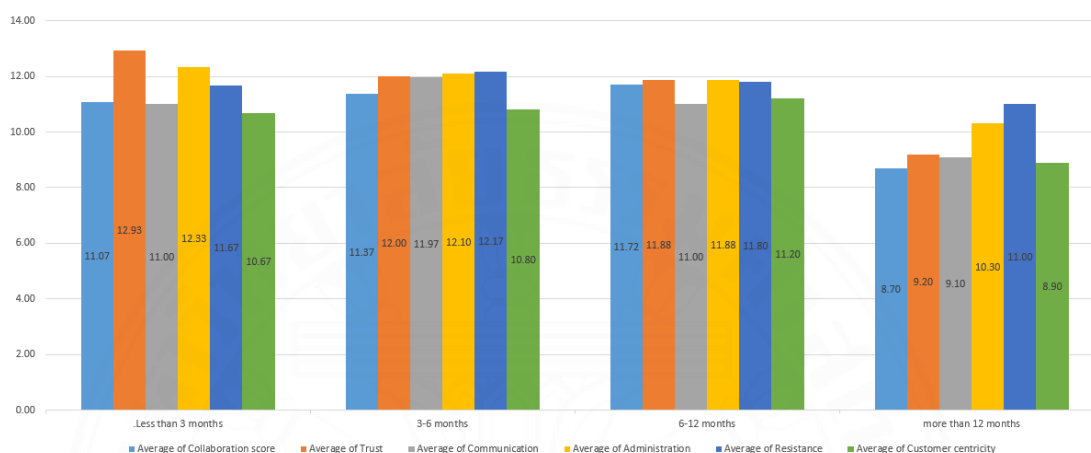
จากผลลัพธ์ที่ได้พบว่าการทำ Feature Selection แบบ Evolutionary จะช่วยให้ตัวแบบมีประสิทธิภาพที่ดีที่สุดและเหมาะสมที่สุดในการนำตัวแบบไปใช้งานในทั้ง 3 ขั้นตอนวิธี เนื่องจากตัวแบบมีความแม่นยำที่ดีในระดับหนึ่งและสามารถทำนายผลลัพธ์ได้ถูกต้องทั้ง 4 ผลลัพธ์ ซึ่งมาจากการ Evolutionary selection สามารถสุ่มคุณสมบัติที่เหมาะสมจากหลายๆคุณลักษณะโดยไม่ได้สนใจลำดับ จึงทำให้สามารถทำนายผลลัพธ์ต่างๆได้อย่างมีประสิทธิภาพ อีกทั้งเนื่องจากชุดข้อมูลมีค่าในแต่ละคุณลักษณะที่ใกล้เคียงกันดังเห็นได้จากตารางที่ 4.2

การใช้ขั้นตอนวิธีแบบ Naïve Bayes ที่อ้างอิงจากหลักการความน่าจะเป็น ส่งผลให้ได้ตัวแบบที่มีความแม่นยำสูงที่สุด เนื่องจากวิเคราะห์จากความน่าจะเป็นที่ชุดข้อมูลจะได้ผลลัพธ์ในแต่ละแบบ ซึ่งสามารถใช้ในชุดข้อมูลนี้ได้ชัดเจนกว่าขั้นตอนวิธีแบบ k-NN เนื่องจากชุดข้อมูลนี้มีข้อมูลที่อยู่ติดกันมากจึงทำนายผลลัพธ์ได้มีประสิทธิภาพน้อยที่สุด รวมทั้ง Naïve Bayes ยังชัดเจนกว่าขั้นตอนวิธีแบบ Decision tree เนื่องจากคุณลักษณะที่เป็นปัจจัยด้านมนุษย์เป็นตัวเลขที่ใกล้เคียงกัน การสร้างต้นไม้จึงไม่สามารถแยกกิ่งของต้นไม้ได้ดีเท่ากับข้อมูลที่เป็นประเภทข้อความหรือ Categorical ด้วยเหตุนี้หากองค์กรต้องการนำไปใช้งานจริง องค์กรสามารถนำตัวแบบที่ใช้ขั้นตอนวิธีแบบ Naïve Bayes ไปใช้ต่อไปได้

นอกจากนี้ เมื่อพิจารณาค่าเฉลี่ยของปัจจัยมนุษย์ในแต่ละช่วงเวลาที่พนักงานยอมรับไจล์ดังแสดงในภาพที่ 5.2 พบว่าปัจจัยมนุษย์ทั้งหกปัจจัย มีค่าเฉลี่ยใกล้เคียงกันในช่วงเวลายอมรับไจล์ที่ “น้อยกว่า 3 เดือน”, “3-6 เดือน”, และ “6-12 เดือน” โดยมีค่าเฉลี่ยอยู่ที่ 11.61, 11.73, และ 11.58 ตามลำดับ แต่ค่าเฉลี่ยของปัจจัยมนุษย์ทั้งหกปัจจัยมีค่าลดลงมาอยู่ที่ 9.53 ในช่วงเวลา “มากกว่า 12 เดือน” ดังนั้นหากพนักงานมีค่าคะแนนปัจจัยมนุษย์น้อยลงถึงจุดหนึ่งที่ใกล้เคียงกับ 9.50 จะส่งผลให้การยอมรับไจล์ของพนักงานมีระยะเวลา “มากกว่า 12 เดือน” อีกทั้งเมื่อพิจารณาช่วงเวลาการยอมรับไจล์ที่ “น้อยกว่า 3 เดือน” พบว่าปัจจัยมนุษย์ด้านการสร้างเชื่อมั่นในทีม (Trust) มีค่าเฉลี่ยที่สูงกว่าปัจจัยอื่นเมื่อเปรียบเทียบกับปัจจัยมนุษย์ด้านอื่นทั้งในช่วงเวลาเดียวกัน

และในช่วงเวลาอื่น ซึ่งมีค่าเฉลี่ยอยู่ที่ 12.93 ดังนั้นเมื่อพิจารณาจากภาพที่ 5.2 จึงพบว่าการสร้างเชื่อมั่นที่สูงขึ้นมีผลกับการที่พนักงานจะยอมรับข้อได้ “น้อยกว่า 3 เดือน”

ภาพที่ 5.2 ค่าเฉลี่ยของปัจจัยมนุษย์ในแต่ละช่วงเวลาที่พนักงานยอมรับข้อได้



5.2 สรุปผลการศึกษา

การสรุปผลการศึกษาของงานวิจัยฉบับนี้ ผู้วิจัยได้แบ่งผลสรุปออกเป็นสองมุมมองได้แก่ มุมมองในเชิงทฤษฎี และเชิงปฏิบัติ โดยมีข้อสรุปดังนี้

5.2.1 ข้อสรุปในเชิงทฤษฎี

จากวัตถุประสงค์ของงานวิจัยที่ตั้งไว้ในบทที่ 1 งานวิจัยฉบับนี้ได้ศึกษาถึงปัจจัยที่เกี่ยวข้องกับตัวบุคคลเช่นปัจจัยด้านมนุษยระดับบุคคลที่มีความสัมพันธ์กับระยะเวลาในการยอมรับการทำงานแบบข้อได้ของพนักงานที่อยู่ในธุรกิจประกันชีวิตโดยในการวิเคราะห์ตัวชี้วัดเบื้องต้นผ่าน ANOVA Matrix ผู้วิจัยพบว่าข้อมูลปัจจัยด้านมนุษย์ได้แก่ การร่วมมือกับผู้อื่น, การสร้างความเชื่อมั่น, การสื่อสาร, และการบริหารจัดการงาน ของพนักงานส่งผลต่อระยะเวลาการยอมรับข้อได้ของพนักงาน ซึ่งสอดคล้องกับการศึกษาของ Tolfo (2011) ที่ว่าปัจจัยด้านมนุษยมีความสำคัญอันดับต้นๆในการส่งเสริมให้พนักงานในองค์กรมีการยอมรับการทำงานแบบข้อได้ และสอดคล้องกับการศึกษาของ Chagas et al. (2015) ที่ว่าทักษะการสื่อสาร การทำงานร่วมกันเป็นทีม และการสร้างความเชื่อมั่น

เป็น 3 ปัจจัยที่ถูกพูดถึงมากที่สุดในการยอมรับโอเจอีในองค์กร โดยที่งานวิจัยนี้ การสร้างความเชื่อมั่นยังถูกใช้เป็น root node ในตัวแบบประเภท Decision tree และทำให้ได้ประสิทธิภาพสูงสุดอีกด้วย

ในขณะเดียวกันผู้วิจัยยังพบผลการวิจัยที่ไม่สอดคล้องกับการศึกษาบางส่วนของ Altuwajiri และ Ferrario (2022) และไม่สอดคล้องกับการศึกษาบางส่วนของ Lopez-Martinez et al. (2016) ที่กล่าวว่า การให้ความสำคัญกับลูกคามีผลต่อการยอมรับโอเจอีในองค์กร ซึ่งในการศึกษาด้วย ANOVA Matrix ของการศึกษานี้พบว่า การให้ความสำคัญกับลูกค้า ไม่มีผลกระทบต่ออย่างมีนัยสำคัญกับระยะเวลาที่พนักงานจะยอมรับโอเจอี รวมถึงการพิจารณาค่าเฉลี่ยของปัจจัยนี้ในแต่ละช่วงเวลาที่ยอมรับโอเจอีดังแสดงในภาพที่ 5.2 นอกจากนี้ผู้วิจัยยังพบผลการวิจัยที่ไม่สอดคล้องกับการศึกษาบางส่วนของ Mahanti (2006) และ Albidin et al. (2017) ที่ว่าการต่อต้าน (ในโอเจอี) ส่งผลกับการยอมรับโอเจอีในองค์กร โดยในการศึกษานี้ไม่พบผลกระทบต่ออย่างมีนัยสำคัญของการต่อต้าน (ในโอเจอี) กับระยะเวลาที่พนักงานจะยอมรับโอเจอี อย่างไรก็ตามผลการวิจัยที่ไม่สอดคล้องดังกล่าวทั้ง 2 ข้อ อาจจะเป็นเพราะบริบทที่แตกต่างกันของกลุ่มตัวอย่างที่ใช้ในการศึกษา ซึ่งถือเป็นเพียงมุมมองหนึ่งที่ได้จากงานวิจัยนี้ อีกทั้งปัจจัยด้านมนุษย์ทั้ง 2 ด้านได้แก่ การให้ความสำคัญกับลูกค้า และการต่อต้าน (ในโอเจอี) ยังสามารถนำมาช่วยในการสร้างตัวแบบการจำแนกระยะเวลาที่พนักงานจะยอมรับการทำงานแบบโอเจอีได้ โดยพบว่าหากนำด้านมนุษย์ทั้ง 2 ด้านข้างต้นออกไปจากการตัวแบบ จะทำให้ประสิทธิภาพในการสร้างตัวแบบลดลง

การศึกษานี้ยังสนับสนุนงานวิจัยของ Bhannarai และ Doungsa-ard (2016) ที่ได้นำข้อมูลปัจจัยด้านมนุษย์มาใช้ร่วมกับการเรียนรู้ของเครื่องในการจำแนกพนักงานที่เป็นโอเจอี โดยการศึกษานี้ชี้ให้เห็นว่าข้อมูลปัจจัยด้านมนุษย์สามารถนำมาใช้ร่วมกับการเรียนรู้ของเครื่องในการจำแนกระยะเวลาในการยอมรับโอเจอีของพนักงานในองค์กรได้เช่นกัน ซึ่งสอดคล้องกับวัตถุประสงค์ของงานวิจัยนี้ที่ตั้งไว้ในบทที่ 1 นอกจากนี้งานวิจัยนี้ยังถือเป็นการต่อยอดความรู้ทางด้านวิทยาศาสตร์ข้อมูลและความรู้ในการแปรรูปโอเจอี

5.2.2 ข้อสรุปในเชิงปฏิบัติ

งานวิจัยฉบับนี้ช่วยให้องค์กรต่างๆ เห็นได้ว่า องค์กรสามารถสร้างตัวแบบการจำแนกพนักงานที่มีแนวโน้มจะยอมรับการทำงานแบบโอเจอีได้ภายในช่วงระยะเวลาต่างๆ โดยใช้เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning) ได้ เพื่อให้องค์กรสามารถคัดเลือกพนักงานที่เหมาะสมในการมาเข้าร่วมทีมที่ทำงานแบบโอเจอีได้ดีขึ้น พนักงานมีการปรับตัวได้ง่ายขึ้น เรียนรู้และยอมรับการทำงานแบบ

ไจล์ได้เร็วขึ้น ซึ่งจะช่วยให้องค์กรสามารถแปรรูปเป็นองค์กรแบบบอไจล์ได้เร็วยิ่งขึ้น โดยองค์กรสามารถให้ทีมที่เกี่ยวข้องเช่น ทีมงานอไจล์ ทีมวิทยาศาสตร์ข้อมูลขององค์กรสร้างตัวแบบการจำแนกด้วยขั้นตอนวิธีแบบ Naïve Bayes และทำ Feature Selection ด้วยวิธี Evolutionary selection และทำ Normalization ด้วยวิธี Range Transformation ผ่านการเก็บข้อมูลด้วยแบบสอบถามดังที่ได้ทดลองในงานวิจัยนี้ เนื่องจากขั้นตอนวิธีดังกล่าวจะช่วยให้ได้ประสิทธิภาพของตัวแบบสูงสุด

จากวัตถุประสงค์ของงานวิจัยที่ตั้งไว้ในบทที่ 1 งานวิจัยนี้แสดงให้เห็นว่าองค์กรสามารถนำปัจจัยมนุษย์โดยเฉพาะด้านการร่วมมือกับผู้อื่น, การสร้างความเชื่อมั่น, การสื่อสาร, และการบริหารจัดการงาน ของพนักงาน มากำหนดเป็นคุณสมบัติและคุณลักษณะพื้นฐานสำหรับการคัดเลือกพนักงานในองค์กรเพื่อมาเข้าร่วมทีมที่ทำงานแบบบอไจล์ รวมถึงฝ่าย Learning and Development และทีมงาน Agile Transformation ในองค์กรสามารถวางแผนพัฒนาปัจจัยมนุษย์ดังกล่าว ควบคู่ไปกับการพัฒนาความรู้ความสามารถเกี่ยวกับอไจล์ให้กับพนักงานในองค์กร เพื่อให้พนักงานในองค์กรมีคุณลักษณะที่เหมาะสม สอดคล้องกับการเปลี่ยนแปลงในองค์กรอย่างมีประสิทธิภาพ ช่วยให้องค์กรสามารถทำการแปรรูปอไจล์ได้เร็วยิ่งขึ้น

5.3 ข้อเสนอแนะจากการศึกษาและการนำไปประยุกต์ใช้ในองค์กร

จากการศึกษาเกี่ยวกับตัวแบบการจำแนกระยะเวลาที่พนักงานจะยอมรับการทำงานแบบบอไจล์ในธุรกิจประกันชีวิตแห่งหนึ่งนั้น ผู้วิจัยได้พบประเด็นที่เป็นประโยชน์ต่อองค์กรอื่นๆ ในการนำความรู้ที่ได้จากงานวิจัยนี้ไปประยุกต์ใช้ได้อย่างมีประสิทธิภาพ โดยผู้วิจัยได้มีข้อเสนอแนะในด้านการเก็บรวบรวมข้อมูลและการสร้างตัวแบบการจำแนก ดังต่อไปนี้

5.3.1 ด้านการเก็บรวบรวมข้อมูล

1. เนื่องจากองค์กรในกรณีศึกษา และองค์กรอื่นๆ ที่ทำการแปรรูปอไจล์ส่วนใหญ่ยังไม่มีการเก็บข้อมูลที่เกี่ยวข้องกับบุคลิกลักษณะ พฤติกรรม รวมถึงข้อมูลปัจจัยด้านมนุษย์ต่างๆ ที่ใช้ศึกษาในรายงานนี้ จากพนักงานในองค์กรที่ต้องปรับตัวมาทำงานรูปแบบบอไจล์ ดังนั้นจะเป็นการดีหากองค์กรทำการเก็บข้อมูลเหล่านี้เพื่อใช้ในการวิเคราะห์ความเหมาะสม และความสามารถของพนักงานในการทำงานแบบบอไจล์ อีกทั้งองค์กรยังสามารถใช้ในการวางแผนการพัฒนาพนักงานเหล่านี้ได้อีกด้วย

2. องค์กรสามารถรวบรวมข้อมูลด้านมนุษยสัมพันธ์ที่ถูกเก็บไว้ในสถานการณ์ต่างๆมาใช้ในการพิจารณาความเหมาะสมแล้วความสามารถในการปรับตัวกับการทำงานแบบบอโจลต์ได้ เช่น Personality test ในตอนรับสมัครงาน หรือ Employee engagement survey ประจำปี รวมถึงองค์กรควรมีการใช้แบบสอบถามที่มีคุณภาพได้มาตรฐานในการประเมินปัจจัยด้านมนุษยสัมพันธ์ของพนักงาน
3. องค์กรควรมีการเก็บรวบรวมและปรับปรุงข้อมูลด้านมนุษยสัมพันธ์อยู่เสมอ เพื่อให้ข้อมูลมีความถูกต้องแม่นยำ และทันต่อสถานการณ์ สามารถนำไปประยุกต์ใช้ได้

5.3.2 ด้านตัวชี้วัดและการสร้างตัวแบบ

1. องค์กรควรมีการกำหนดตัวชี้วัดที่เหมาะสมในการประเมินพนักงานที่จะเข้ามาทำงานแบบบอโจลต์ รวมถึงในการประเมินผลการทำงานแบบบอโจลต์ของพนักงาน ของทีม และขององค์กร เพื่อให้มีมาตรฐานมากขึ้น ซึ่งจะส่งผลให้ทีมงานแปรรูปอโจลต์และผู้บริหารองค์กรสามารถวางแผนในการปรับปรุงองค์กรที่ชัดเจนขึ้น สามารถปรับเปลี่ยนแผนให้การแปรรูปอโจลต์ในองค์กรมีความรวดเร็วมากขึ้นได้
2. องค์กรควรมีการกำหนดแผนงานการทำงานร่วมกันระหว่างทีมงานแปรรูปอโจลต์ และทีมงานวิทยศาสตร์ข้อมูลในการนำข้อมูลต่างๆมาสร้างเป็นตัวแบบที่เกี่ยวข้องกับการแปรรูปอโจลต์ในองค์กรดังเช่นในงานวิจัยนี้ โดยที่ที่มีความเป็นมาตรฐานมากขึ้น รวมถึงให้ทางทีมงานวิทยศาสตร์ข้อมูลช่วยคิดหาปัจจัยต่างๆหรือตัวแบบในมิติอื่นที่เป็นประโยชน์เพิ่มเติม

5.4 ข้อจำกัดในการวิจัย

1. งานวิจัยฉบับนี้มีจำนวนชุดข้อมูลในปริมาณที่ไม่มากนัก ซึ่งอาจทำให้การตัวแบบที่สร้างมา มีความถูกต้องแม่นยำลดลง เนื่องจากตัวแบบไม่ได้ทำการเรียนรู้จากชุดข้อมูลที่มีปริมาณมากพอ
2. งานวิจัยฉบับนี้ใช้แบบสอบถามในการเก็บข้อมูลเพื่อนำมาสร้างตัวแบบ ทำให้ข้อมูลที่ได้จากแบบสอบถามไม่อาจสะท้อนถึงข้อเท็จจริงของผู้ตอบแบบสอบถามได้ถูกต้อง 100% อีกทั้งการระบุระยะเวลาการยอมรับอโจลต์ เป็นข้อมูลที่ถูกระบุโดยความรู้สึกของผู้ตอบแบบสอบถามเอง ดังนั้นจึงอาจส่งผลให้ค่าความถูกต้องและค่าความเชื่อมั่นมีความคลาดเคลื่อน
3. งานวิจัยฉบับนี้ใช้องค์การกรณีศึกษาจากเพียงองค์กรเดียว และในธุรกิจประเภทเดียว ซึ่งปัจจัยด้านมนุษยสัมพันธ์และระยะเวลาการยอมรับอโจลต์สามารถเปลี่ยนแปลงได้ตามสภาพแวดล้อมของ

องค์กร ดังนั้นงานวิจัยนี้อาจจะแสดงผลลัพธ์หรือความแม่นยำที่แตกต่างไปในแต่ละองค์กร หรือแต่ละธุรกิจ

5.5 ข้อเสนอแนะในการทำวิจัยครั้งต่อไป

1. ควรมีการเก็บข้อมูลที่มากขึ้น เพื่อให้มีชุดข้อมูลที่มากขึ้น หลากหลายขึ้น สำหรับให้ตัวแบบการจำแนกนี้ใช้เรียนรู้ และทดสอบประสิทธิภาพของตัวแบบ ซึ่งสิ่งนี้จะช่วยให้ตัวแบบมีความน่าเชื่อถือมากขึ้น โดยอาจจะทำการเก็บข้อมูลจากองค์กรอื่นๆเพิ่มเติม เพื่อให้เกิดความหลากหลายของข้อมูล

2. ควรมีการทดลองปรับเปลี่ยนคำถามในแบบสอบถาม เป็น 7-Score Likert scale หรือหาวิธีการเก็บข้อมูลปัจจัยมนุษย์ด้วยวิธีอื่นที่มีความแม่นยำมากกว่าแบบสอบถาม รวมถึงมีการเก็บข้อมูลระยะเวลาในการยอมรับใจล์ของพนักงานและคนไว้เสมอ เพื่อให้ได้ข้อมูลที่ถูกต้องและแม่นยำกว่าการเก็บข้อมูลย้อนหลัง

3. ควรมีการเก็บข้อมูลจากพนักงานในหลายองค์กร หลายธุรกิจ และนำมาใช้รวมกัน เพื่อให้ได้ข้อมูลที่มาจากหลากหลายสภาพแวดล้อม ทำให้ข้อมูลมีความสอดคล้องและครอบคลุมพนักงานในหลายองค์กร อีกทั้งยังทำให้งานวิจัยสามารถแสดงนัยทั่วไปได้ดีมากยิ่งขึ้น มีความ Generalization ที่มากขึ้น

4. ควรมีการทดลองเพิ่มปัจจัยด้านมนุษย์ หรือตัวแปรอื่นๆที่อาจส่งผลกับระยะเวลาการยอมรับใจล์ของพนักงานเพิ่มเติม เพื่อให้ทราบว่าปัจจัยใดอีกบ้างที่สามารถนำมาใช้สร้างตัวแบบการจำแนกได้

รายการอ้างอิง

สำนักงานพัฒนาธุรกรรมทางอิเล็กทรอนิกส์ (Electronic Transactions Development Agency: ETDA). (2019). Retrieved from: https://www.facebook.com/ETDA.Thailand/posts/2975616789118544/?paipv=0&eav=AfaRdl0t1KrActt2dNhKWzFmbOcBv19tRkUStQ1W8lp-MuMUkYo040PVEpJJp6fRGjU&_rdr

Abdalhamid, S., & Mishra, A. (2017). Factors in agile methods adoption. *TEM Journal*, 6(2), 416.

Abidin, F. A. Z., & Ghani, I. (2016). A Survey on Popular Human Factors in Agile Environment. *International Journal of Internet, Broadcasting and Communication*, 8(3), 78-91.

Abidin, F. A. Z. (2017). Agile transition model based on human factors. *International Journal of Innovative Computing*, 7(1), 23-32.

Aghina, W., Salo O., Handscomb, C., & Thanker, S. (2021). The impact of agility: How to shape your organization to compete. May 25, 2021. Retrieved from: <https://www.mckinsey.com/capabilities/people-and-organizational-performance/our-insights/the-impact-of-agility-how-to-shape-your-organization-to-compete>

Aguanno, K. (2004). *Managing agile projects*. Lakefield, Canada: Multi-Media Publications Inc.

Altuwaijri, F. S., & Ferrario, M. A. (2022). Factors affecting Agile adoption: An industry research study of the mobile app sector in Saudi Arabia. *Journal of Systems and Software*. 2022. 190.

Anderson, D., J. (2003). *Agile Management for Software Engineering: Applying the Theory of Constraints for Business Results*. Prentice Hall, 2003, ISBN-10: 0131424602.

Astels, D. (2003). *Test driven development: A practical guide*. Prentice Hall Professional Technical Reference.

Bhavsar, K., Shah, V., & Gopalan, S. (2020). Scrumban: An agile integration of scrum and kanban in software engineering. *International Journal of Innovative Technology and Exploring Engineering*, 9(4), 1626-1634.

Benefield, R. (2010). Seven dimensions of agile maturity in the global enterprise: a case study. In *2010 43rd Hawaii International Conference on System Sciences*, IEEE, 2020 January, 1-7.

Bhannarai, R., & Doungsa-ard, C. (2016). Agile person identification through personality test and kNN classification technique. In *2016 2nd International Conference on Science in Information Technology (ICSITech)*, IEEE, 2016, October, 215-219.

Chagas, A., Santos, M., Santana, C., & Vasconcelos, A. (2015). The impact of human factors on agile projects. In *2015 Agile Conference*, IEEE, 2015, August, 87-91.

Chin, G. (2004). *Agile project management: how to succeed in the face of changing project requirements*. New York: AMACOM.

Craig Larman. (2008). *Scaling Lean and Agile - Thinking and Organizational Tools*. USA: Pearson Education

Fontana, R. M., Meyer, V. J., Reinehr, S., & Malucelli, A. (2015). Progressive outcomes: A framework for maturing in agile software. *The Journal of Systems and Software*, 102, 88-108.

Ghani, I., Jawawi, D. A., Niknejad, N., Khan, M., & Jeong, S. R. (2016). A Survey of Agile Transition Models. *Emerging Innovations in Agile Software Development*, 141.

Henriques, V., & Tanner, M. (2017). A systematic literature review of agile maturity model research. *Interdisciplinary Journal of Information, Knowledge, and Management*, 12, 53.

IBM. (2023). What is machine learning?. Retrieved from:
<https://www.ibm.com/topics/machine-learning>

IEEE. (2007). *Draft Recommended Practice for the Customer-Supplier Relationship in Agile Software Projects*. P1648/D5

Jovanović, M., Mesquida, A. L., Mas, A., & Lalić, B. (2017). Towards the development of a sequential framework for agile adoption. In *Software Process Improvement and Capability Determination: 17th International Conference, SPICE 2017, Palma de*

Mallorca, Spain, October 4–5, 2017, Proceedings Springer International Publishing, 30-42.

Kanbanize. (2023). What Is Kanban? Explained for Beginners. Retrieved from: <https://kanbanize.com/kanban-resources/getting-started/what-is-kanban>

Beck K. (2001). Manifesto for agile software development. Retrieved from: <http://agilemanifesto.org>.

Beck K., & Andres C. (2004). *Extreme Programming Explained: Embrace Change* (2nd edition). Addison-Wesley.

Dhir, S., & Kumar, D. (2019). Automation software testing on web-based application. In M. N. Hoda, N. Chauhan, S. M. K. Quadri, & P. R. Srivastava (Eds.), *Software Engineering* (pp. 691–698). Springer Singapore.

Laanti, M., Similä, J., & Abrahamsson, P. (2013). Definitions of Agile Software Development and Agility. In: McCaffery, F., O'Connor, R.V., Messnarz, R. (eds) *Systems, Software and Services Process Improvement. EuroSPI 2013. Communications in Computer and Information Science*, 364.

Larman, C. (2004). *Agile & Iterative Development. A Manager's Guide*. Addison-Wesley Professional ISBN-10: 0-13-111155-8.

Leppänen, M. (2013). A comparative analysis of agile maturity models. In J. C. Rob Pooley (Ed.), *Information systems development, reflections, challenges and new directions*, Springer New York, 329-343.

López-Martínez, J., Juárez-Ramírez, R., Huertas, C., Jiménez, S., & Guerra-García, C. (2016). Problems in the adoption of agile-scrum methodologies: A systematic literature review. In *2016 4th international conference in software engineering research and innovation (conisoft)*, IEEE, 2016, April, 141-148.

Moreira, M. (2010). Agile Adoption Roadmap. The Agile Journal, 2010 November edition. Retrieved from: <https://www.agilealliance.org/wp-content/uploads/2016/01/Agile-Adoption-Roadmap-1110-AgileJournal-Mario-Moreira.pdf>

Murdoch, W. J., Singh, C., Kumbier, K., Abbasi-Asl, R., & Yu, B. (2019). *Interpretable machine learning: definitions, methods, and applications*.

Nurdiani, I., Börstler, J., Fricker, S., Petersen, K., & Chatzipetrou, P. (2019). Understanding the order of agile practice introduction: Comparing agile maturity models and practitioners' experience. *Journal of Systems and Software*, 156, 1-20.

Olszewska, M., Heidenberg, J., Weijola, M., Mikkonen, K., & Porres, I. (2016). Quantitatively measuring a large-scale agile transformation. *Journal of Systems and Software*, 117, 258-273.

Oprins, R. J., Frijns, H. A., & Stettina, C. J. (2019). Evolution of scrum transcending business domains and the future of agile project management. In *Agile Processes in Software Engineering and Extreme Programming: 20th International Conference, XP 2019, Montréal, QC, Canada, May 21–25, 2019, Proceedings 20*, 244-259.

Packlick, J. (2007). The agile maturity maps a goal-oriented approach to agile improvement. In *Agile 2007*, August, 266-271.

Patel, C., & Ramachandran, M. (2009). Agile maturity model (AMM): a software process improvement framework for agile software development practices. *International Journal of Software Engineering, IJSE*, 2(1), 3-28.

Pressman R. S. & Maxim B. R. (2015) *Software Engineering: A Practitioner's Approach*. 8th Edition, McGraw Hill, New York.

Qumer, A., & Henderson-Sellers, B. (2008). A framework to support the evaluation, adoption and improvement of agile methods in practice. *Journal of systems and software*, 81(11), 1899-1919.

Ratke, C., Hoffmann, H. H., Gaspar, T., & Floriani, P. E. (2019, May). Effort estimation using bayesian networks for agile development. In *2019 2nd International Conference on Computer Applications & Information Security (ICCAIS)* (pp. 1-4). IEEE.

Rodríguez Sánchez, E., Vázquez Santacruz, E. F., & Cervantes Maceda, H. (2023). Effort and Cost Estimation Using Decision Tree Techniques and Story Points in Agile Software Development. *Mathematics*, 11(6), 1477.

Schwaber, K. (1997). Scrum development process. In *Business Object Design and Implementation: OOPSLA'95 Workshop Proceedings* 16 October 1995, Austin, Texas 117-134.

Senapathi, M., & Srinivasan, A. (2014, May). An empirical investigation of the factors affecting agile usage. In *Proceedings of the 18th international conference on evaluation and assessment in software engineering* (pp. 1-10).

Sidky, A., Arthur, J., & Bohner, S. (2007). A disciplined approach to adopting agile practices: the agile adoption framework. *Innovations in systems and software engineering*, 3, 203-216.

Stormi, K. T., Laine, T., & Korhonen, T. (2019). Agile performance measurement system development: an answer to the need for adaptability?. *Journal of Accounting & Organizational Change*.

Subramaniam, V., & Hunt, A. (2005) Practices of an Agile Developer – Working in the Real World. *The Pragmatic Bookshelf*, 2005, ISBN-10: 097451408X

Sutherland, M. J. & Schwaber, M. K. (2020). The 2020 Scrum Guide. Retrieved from: <https://scrumguides.org/scrum-guide.html>

Tolfo, C., Wazlawick, R., Ferreira, M., & Forcellini, F. (2011). Agile methods and organizational culture: Reflections about cultural levels. *Journal of Software Maintenance and Evolution: Research and Practice*. 23. 423 - 441.

Wakode, R. B., Raut, L. P., & Talmale, P. (2015). Overview on kanban methodology and its implementation. *IJSRD-International Journal for Scientific Research & Development*, 3(02), 2321-0613.

Wu, X., Kumar, V., Ross Quinlan, J., Ghosh, J., Yang, Q., Motoda, H., ... & Steinberg, D. (2008). Top 10 algorithms in data mining. *Knowledge and information systems*, 14, 1-37.





ภาคผนวก

ภาคผนวก ก

คำถามทั้งหมดในแบบสอบถามและตัวอย่างคำตอบ

| ข้อที่ | คำถาม | ตัวอย่างคำตอบ |
|--------|--|---------------|
| 1 | คุณมีเพศอะไร | ชาย |
| 2 | คุณมีอายุกี่ปี | 34 |
| 3 | คุณมีอายุงานในบริษัทกี่เดือน | 18 |
| 4 | ลักษณะงานของคุณเป็นเช่นใด | Project |
| 5 | คุณทำงานใน Tribe หรือใน SMT | Tribe |
| 6 | คุณทำงานอยู่ในแผนกใด | Operations |
| 7 | ก่อนที่คุณจะมาทำงานใน agile team, เพื่อให้งานสำเร็จลุล่วง คุณเป็นคนที่ชอบที่จะได้ตอบและทำงานร่วมกับผู้คนที่อยู่นอกทีมและคนที่มีความแตกต่างกันหรือไม่? (ประยุกต์จาก Tanner, 2014). | 4 |
| 8 | ก่อนที่คุณจะมาทำงานใน agile team, แม้ว่าคุณมักจะยุ่งกับงานของคุณเองอยู่เสมอ แต่คุณก็สามารถช่วยเหลือสมาชิกในทีมคนอื่นๆได้ โดยไม่กระทบกับงานของคุณที่ต้องทำให้เสร็จ? (ประยุกต์จาก from Kozak, 2013). | 5 |
| 9 | ก่อนที่คุณจะมาทำงานใน agile team, หากเจอปัญหาใหญ่ๆ คุณเลือกที่จะปรึกษาคนอื่นในทีมก่อนมากกว่าแก้ปัญหาด้วยเอง ใช่หรือไม่? | 3 |
| 10 | ก่อนที่คุณจะมาทำงานใน agile team, คุณมีโอกาสได้พูดคุยกับลูกค้า/ตัวแทนโดยตรง อย่างสม่ำเสมอ เพื่อทราบถึงความต้องการของพวกเขาหรือไม่? | 5 |
| 11 | ก่อนที่คุณจะมาทำงานใน agile team, คุณมีการใช้ข้อมูลลูกค้า/ตัวแทน เช่น ความต้องการของลูกค้า / painpoints ของลูกค้า ในการวางแผนพัฒนางานของคุณหรือไม่? | 4 |

| | | |
|----|--|---|
| 12 | ก่อนที่คุณจะมาทำงานใน agile team, คุณเลือกที่จะให้ความสำคัญกับงานที่ส่งผลกับลูกค้า/ตัวแทน มากกว่างานที่ส่งผลกับตัวคุณหรือทีมของคุณ? | 4 |
| 13 | ก่อนที่คุณจะมาทำงานใน agile team, คุณมีการสื่อสารและพูดคุยอย่างมีประสิทธิภาพกับสมาชิกในทีมมากเพียงพอหรือไม่ (ประยุกต์จาก Kozak, 2013). | 3 |
| 14 | ก่อนที่คุณจะมาทำงานใน agile team, คุณชอบแก้ปัญหาผ่านการสื่อสารแบบเห็นหน้า (Face-to-Face) มากกว่าการใช้อีเมลล์หรือเครื่องมือแชทหรือไม่? (ประยุกต์จาก Kozak, 2013 and Lalsing, 2012) | 5 |
| 15 | ก่อนที่คุณจะมาทำงานใน agile team, คุณได้มีการทำความเข้าใจให้คนในทีมเห็นภาพเดียวกันอยู่เสมอหรือไม่ | 4 |
| 16 | ก่อนที่คุณจะมาทำงานใน agile team, คุณเชื่อใจให้สมาชิกคนอื่นทำงานส่วนที่สำคัญของทีมหรือไม่? | 5 |
| 17 | ก่อนที่คุณจะมาทำงานใน agile team, คุณมีความเชื่อมั่นในสมาชิกใหม่ในทีมที่คุณมากแค่ไหน? | 2 |
| 18 | ก่อนที่คุณจะมาทำงานใน agile team, คุณเชื่อว่าสมาชิกในทีมทุกคนมองความสำเร็จของทีมมาก่อนตัวเอง | 1 |
| 19 | คุณไม่มีปัญหาในการปรับตัวเข้ากับทีมใหม่? (ประยุกต์จาก Lalsing, 2012) | 5 |
| 20 | คุณมีความกระตือรือร้นที่จะเข้าร่วม Agile team ด้วยตนเองอยู่แล้ว มากกว่าที่ทำตามคำสั่งของหัวหน้างานหรือไม่? | 2 |
| 21 | คุณเห็นด้วยว่า Agile สามารถมาช่วยให้คุณทำงานได้มีประสิทธิภาพมากขึ้นและเต็มใจที่จะทดลองการทำงานทุกรูปแบบ? | 1 |
| 22 | ก่อนที่คุณจะมาทำงานใน agile team, คุณมีลำดับความสำคัญของงานที่ชัดเจนและคุณสามารถจัดการมันได้หรือไม่? | 4 |
| 23 | ก่อนที่คุณจะมาทำงานใน agile team, คุณปรับปรุงงานของคุณเป็นประจำตามข้อเสนอแนะที่คุณได้รับหรือไม่? | 5 |

| | | |
|----|---|--------------|
| 24 | ก่อนที่คุณจะมาทำงานใน agile team, ผลงานที่คุณทำมักจะสามารถนำไปใช้ได้จริงหรือไม่ ? | 3 |
| 25 | จากประสบการณ์ใน Agile team, Agile coach จำเป็นต้องอยู่กับทีมเป็นระยะเวลาเท่าใด (หรือโค้ชต้องอยู่กับคุณด้วยเป็นเวลาเท่าไรจนกว่าคุณสามารถนำหลักการการทำงานแบบ agile ไปใช้ได้โดยตนเอง สร้างสภาพแวดล้อมแบบ agile ได้โดยไม่ต้องมีโค้ชคอยช่วยเหลือ) | 3 - 6 เดือน, |

