ปัญญาประดิษฐ์สำหรับการส่งบอลโด่งในเกมฟุตบอลแบบสามมิติ

นายณัฐวิชช์ ตัญจพัฒน์กุล

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต
สาขาวิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์ ภาควิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์
คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
ปีการศึกษา 2554

ลิขสิทธิ์ของจุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
บทคัดย่อและแฟ้มข้อมูลฉบับเต็มของวิทยานิพนธ์ตั้งแต่ปีการศึกษา 2554 ที่ให้บริการในคลังปัญญาจุฬาฯ (CUIR)
เป็นแฟ้มข้อมูลของนิสิตเจ้าของวิทยานิพนธ์ที่ส่งผ่านทางบัณฑิตวิทยาลัย
The abstract and full text of theses from the academic year 2011 in Chulalongkorn University Intellectual Repository(CUIR)
are the thesis authors' files submitted through the Graduate School.

ARTIFICIAL INTELLIGENCE FOR LONG BALL PASSING IN 3D FOOTBALL GAME

Mr. Nattawit Tanjapatkul

A Thesis Submitted in Partial Fulfillment of the Requirements

for the Degree of Master of Engineering Program in Computer Engineering

Department of Computer Engineering

Faculty of Engineering

Chulalongkorn University

Academic Year 2011

Copyright of Chulalongkorn University

หัวข้อวิทยานิพนธ์	ปัญญาประดิษฐ์สำหรับการส่งบอลโด่งในเกมฟุตบอลแบบสามมิติ
โดย	นายณัฐวิชช์ ตัญจพัฒน์กุล
สาขาวิชา	วิศวกรรมคอมพิวเตอร์
อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก	ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.วิษณุ โครตจรัส

คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย อนุมัติให้นับวิทยานิพนธ์ฉบับนี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญามหาบัณฑิต

..... คณบดีคณะวิศวกรรมศาสตร์
(รองศาสตราจารย์ ดร.บุญสม เลิศหิรัญวงศ์)

คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์

..... ประธานกรรมการ
(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.อรรถวิทย์ สุดแสง)

..... อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก
(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.วิษณุ โคตรจรัส)

..... กรรมการ
(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.เศรษฐา ปานงาม)

..... กรรมการภายนอกมหาวิทยาลัย
(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.จรัสศรี รุ่งรัตนาอุบล)

ณัฐวิชช์ ตัญจพัฒน์กุล: ปัญญาประดิษฐ์สำหรับการส่งบอลโด่งในเกมฟุตบอลแบบสามมิติ. (ARTIFICIAL INTELLIGENCE FOR LONG BALL PASSING IN 3D FOOTBALL GAME) อ.ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก: ผศ.ดร.วิษณุ โคตรจรัส, 142 หน้า.

การส่งบอลมีความสำคัญมากในเกมการแข่งขันฟุตบอล การตัดสินใจส่งบอลที่ถูกจังหวะ และถูกตำแหน่ง จะช่วยทำให้ทีมมีโอกาสบุกทำประตูฝ่ายตรงข้ามได้ ที่ผ่านมามีหลายงานวิจัยในโรโบคัพที่เกี่ยวข้องกับการส่งบอล แต่ว่างานวิจัยเหล่านั้นมักจะทำการทดลองโดยใช้การจำลองการแข่งขันแบบสองมิติ ทำให้การส่งบอลของปัญญาประดิษฐ์ถูกจำกัดเฉพาะการส่งบอลบนพื้นเท่านั้น ซึ่งในเกมการแข่งขันฟุตบอลจริงๆ การส่งบอลยาวหรือการส่งบอลโด่งถือว่ามีบทบาทมากไม่แพ้กัน ถ้าหากปัญญาประดิษฐ์สามารถส่งบอลได้ทั้งสองแบบจะช่วยเพิ่มประสิทธิภาพ และความหลากหลายในการเล่นบอลได้ แม้ว่าเกมฟุตบอลในตลาดปัจจุบันนี้จะมีการแข่งขันที่สมจริง มีปัญญาประดิษฐ์ที่สามารถส่งบอลได้ทั้งบนพื้น และบอลยาว แต่ว่าเทคนิคในการพัฒนาไม่ได้ถูกเปิดเผยสู่สาธารณะ ดังนั้นงานวิทยานิพนธ์นี้จึงมีจุดมุ่งหมายเพื่อนำเสนอวิธีการพัฒนาการตัดสินใจส่งบอลแต่ละประเภทโดยเฉพาะอย่างยิ่งการส่งบอลยาว ในสภาพแวดล้อมแบบสามมิติให้กับปัญญาประดิษฐ์ และนำเสนออัลกอริทึมในการคำนวณหาแรงส่งบอลที่เหมาะสม งานวิทยานิพนธ์นี้พัฒนาโปรแกรมจำลองการแข่งขันฟุตบอลแบบสามมิติขึ้นมาเองโดยใช้เครื่องมือพัฒนาเกมยูนิตี้สามดี และประยุกต์ใช้การคำนวณหาดุลยภาพสูงสุดของพาเรโตมาช่วยในการค้นหาจุดส่งบอลที่เหมาะสมสำหรับการส่งบอลบนพื้น และการส่งบอลยาว นอกจากนี้ยังนำเสนอวิธีการเลือกส่งบอลแต่ละประเภทโดยประยุกต์ใช้หลักการของไดนามิกสคริปต์ เพราะแม้ว่าปัญญาประดิษฐ์จะสามารถส่งบอลได้หลายแบบก็ตาม แต่การจะทำให้การส่งบอลมีประสิทธิภาพสูงสุดได้ ปัญญาประดิษฐ์จำเป็นต้องเลือกประเภทการส่งบอลให้เหมาะสมกับสภาวะแวดล้อม ณ ขณะนั้นด้วย จากสถิติผลการแข่งขันที่ได้จากการทดลองแสดงให้เห็นว่าปัญญาประดิษฐ์ที่สร้างขึ้นโดยใช้วิธีการที่นำเสนอมีประสิทธิภาพในการตัดสินใจส่งบอลเหนือกว่าวิธีการในงานวิจัยที่ใช้อ้างอิง ซึ่งผู้วิจัยเชื่อว่าวิธีการที่ได้นำเสนอไปนั้นสามารถนำไปใช้ในเกมฟุตบอลจริงๆ หรือเกมกีฬาอื่นๆ ที่แข่งขันกันเป็นทีมเช่นเดียวกันได้

ภาควิชา วิศวกรรมคอมพิวเตอร์ ลายมือชื่อนิสิต .....
สาขาวิชา วิศวกรรมคอมพิวเตอร์ ลายมือชื่ออ.ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก .....
ปีการศึกษา 2554

5170456521: MAJOR COMPUTER ENGINEERING
KEYWORDS: SOCCER GAMES / PARETO OPTIMALITY / MULTI-OBJECTIVE OPTIMIZATION PROBLEM / ARTIFICIAL INTELLIGENCE

NATTAWIT TANJAPATKUL: ARTIFICIAL INTELLIGENCE FOR LONG BALL PASSING IN 3D FOOTBALL GAME. THESIS ADVISOR: ASST PROF. VISHNU KOTRAJARAS, Ph.D., 142 pp.

Ball passing is very important in soccer game. Making decision to pass the ball to the right place and right time can help increasing the scoring chance for team. There are many previous researches in RoboCup which are based on ball passing. But those researches were using 2D soccer simulation. This limited AI to only pass the ball on the ground aka normal passing. In real soccer game, long ball passing also has an important role. If AI can pass the ball in both styles, it will increase the performance and will have many varieties to play soccer. Although, soccer games in today market are very realistic and AI is capable of both normal passing and long ball passing. But the development technique behind it is not proposed to the public. So, the main objective of this thesis is to propose the method to develop ball passing decision, especially long ball passing, in 3D environment for AI. We propose the algorithm to calculate suitable kicking force for ball passing. We have developed our own 3D simulation soccer using Unity3D game engine. We apply Pareto Optimality in ball passing decision in order to search for suitable passing destination for normal passing and long ball passing. Furthermore, we also propose the method to choose each passing type by applying dynamic script concept. Because, even if, AI can pass the ball in various types. But to achieve the best performance, AI must decide which passing type is more appropriate for certain situation. The results show that AI using our proposed method has better performance than AI in previous research. We believe that our proposed method can be used in real soccer game and can also be applied to other sport games which have team collaboration like soccer.

Department ....Computer Engineering.. Student's Signature.....
Field of Study ....Computer Engineering.. Advisor's Signature.....
Academic Year .....2011.....

กิตติกรรมประกาศ

ขอขอบพระคุณบิดา มารดา และพี่สาว ที่ให้การสนับสนุน ให้กำลังใจ และคอยให้ความช่วยเหลือในทุกๆ ด้าน จนผู้วิจัยสามารถทำวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ได้สำเร็จ

ขอขอบพระคุณอาจารย์ที่ปรึกษา ผศ.ดร.วิษณุ โคตรจรัส ที่คอยดูแล ให้คำปรึกษาชี้แนะแนวทาง และช่วยตรวจทานแก้ไขข้อผิดพลาด จนทำให้วิทยานิพนธ์ฉบับนี้ และการเผยแพร่งานวิจัยสำเร็จลุล่วงไปด้วยดี

ขอขอบพระคุณคณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์ ผศ.ดร.อรรถวิทย์ สุดแสง ผศ.ดร.เศรษฐา ปานงาม และผศ.ดร.จรัสศรี รุ่งรัตนาอุบล ที่ได้กรุณาให้คำแนะนำในการแก้ไขวิทยานิพนธ์ให้สมบูรณ์ยิ่งขึ้น และขอขอบคุณสมาชิกในห้องปฏิบัติการงานวิจัยเกมที่ให้ความช่วยเหลือในการค้นคว้า และให้คำแนะนำในการทดลอง

สุดท้ายนี้ขอขอบคุณนักพัฒนาเกม และนักพัฒนาเครื่องมือพัฒนาเกมที่สร้างสรรค์ผลงานดีๆ รวมถึงนักเขียนบทความเกี่ยวกับการพัฒนาเกมจากอินเตอร์เน็ทที่แบ่งปันความรู้ และประสบการณ์อันมีค่า ซึ่งช่วยสร้างแรงบันดาลใจให้กับผู้วิจัยในการทำวิทยานิพนธ์เกี่ยวกับเกมฉบับนี้

สารบัญ

หน้า

บทคัดย่อภาษาไทย ..... ง
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ ..... จ
กิตติกรรมประกาศ ..... ฉ
สารบัญ ..... ช
สารบัญตาราง ..... ญ
สารบัญภาพ ..... ฑ
สารบัญอัลกอริทึม ..... ฒ
บทที่ 1 บทนำ 1
1.1 ที่มาและความสำคัญของปัญหา 1
1.2 วัตถุประสงค์ของการวิจัย 3
1.3 ขอบเขตของการวิจัย 3
1.4 ประโยชน์ที่ได้รับ 4
1.5 ขั้นตอนการดำเนินงาน 4
บทที่ 2 ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง 5
2.1 ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง 5
2.1.1 การเรียนรู้แบบเสริมกำลัง (Reinforcement Learning) 5
2.1.2 ดุลยภาพสูงสุดพาเรโต (Pareto Optimal) 6
2.1.3 การหาค่าเหมาะสมที่สุดสำหรับปัญหาที่มีหลายวัตถุประสงค์ (Multi-Objective หรือ Multi-Criteria หรือ Multi-Performance หรือ Vector Optimization Problem) 6
2.1.4 วิธีการหาค่าเหมาะสมที่สุดโดยการถ่วงน้ำหนักแบบพื้นฐาน (Simple Weighting Method) 9
2.1.5 วิธีการหาค่าเหมาะสมที่สุดโดยการจำกัดค่าด้วย ε (ε-constraint) 10
2.2 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง 12
บทที่ 3 เครื่องมือการจำลองการแข่งขันฟุตบอล33 และการพัฒนาปัญญาประดิษฐ์ขั้นพื้นฐาน 33
3.1 องค์ประกอบหลักของ Unity3D 33
3.2 การออกแบบองค์ประกอบของฉาก และกฎกติกาเพื่อจำลองการเล่นฟุตบอล 34
3.3 การตัดสินใจของปัญญาประดิษฐ์ในการเคลื่อนที่หาตำแหน่งในสนามฟุตบอล 34

3.3.1 การคาดเดาการเคลื่อนที่ของฝ่ายตรงข้าม 35
3.3.2 การหาเซตของตำแหน่งที่เป็นไปได้ในการตัดสินใจเคลื่อนที่.....36
3.3.3 การคำนวณหาจุดแนะนำสำหรับเกมรุก.....37
3.3.4 การคำนวณหาจุดแนะนำสำหรับเกมรับ.....38
3.3.5 ฟังก์ชันวัตถุประสงค์สำหรับเกมรุก.....40
3.3.6 ฟังก์ชันวัตถุประสงค์สำหรับเกมรับ 42
3.4 การตัดสินใจยิงประตูของปัญญาประดิษฐ์.....42
3.5 การตัดสินใจเตะบอลทิ้งของปัญญาประดิษฐ์.....44
3.6 การตัดสินใจทุ่มบอล และการเตะมุมของปัญญาประดิษฐ์.....44
3.7 ปัญญาประดิษฐ์ของผู้รักษาประตู.....44
บทที่ 4 การพัฒนาการตัดสินใจในการส่งบอลบนพื้น.....45
4.1 การตัดสินใจของปัญญาประดิษฐ์ในการส่งบอลบนพื้น 45
4.1.1 การคำนวณหาความเร็วในการส่งบอลบนพื้นสำหรับวิธีการส่งโดยไม่เปลี่ยนความเร็วของลูกบอล ณ จุดเป้าหมาย.....47
4.1.2 ฟังก์ชันผลประโยชน์ ฟังก์ชันความเสี่ยง และฟังก์ชันค่าใช้จ่าย 47
4.1.3 ค่าความน่าจะเป็นของฟังก์ชันวัตถุประสงค์ในการประเมินหาจุดที่เหมาะสมที่สุด 51
4.1.4 การตัดสินใจส่งบอลกรณีที่เซตที่เป็นไปได้เป็นเซตว่าง.....53
4.2 การปรับปรุงการส่งบอลบนพื้น 54
4.2.1 ผลกระทบของความเร็วในการส่งบอลต่อฟังก์ชันความเสี่ยง.....54
4.2.2 การคำนวณหาความเร็วในการส่งบอลบนพื้นสำหรับวิธีการส่งโดยเปลี่ยนความเร็วของลูกบอล ณ จุดเป้าหมาย 54
4.3 การทดลอง และผลการทดลองเปรียบเทียบประสิทธิภาพการส่งบอลระหว่างการไม่เปลี่ยนความเร็วของลูกบอล ณ จุดเป้าหมายกับการเปลี่ยนความเร็วของลูกบอล ณ จุดเป้าหมาย.....56
4.3.1 การหาค่าริสค์คอนสเตรนท์ที่เหมาะสม 56
4.3.2 การวัดประสิทธิภาพวิธีการตัดสินใจส่งบอลโดยเปลี่ยนความเร็วของลูกบอล ณ จุดเป้าหมาย.....59
บทที่ 5 การพัฒนาการตัดสินใจในการส่งบอลยาว.....65
5.1 การตัดสินใจของปัญญาประดิษฐ์ในการส่งบอลยาว 65
5.1.1 แนวคิดในการพัฒนาการส่งบอลยาว 65
5.1.2 การคำนวณหาความเร็วในการส่งบอลยาว.....67
5.1.3 การประเมินค่าความเสี่ยงสำหรับการส่งบอลยาว 71

5.1.4 ค่าความน่าจะเป็นของฟังก์ชันวัตถุประสงค์ในการประเมินหาจุดที่เหมาะสมที่สุดสำหรับการส่งบอลยาวเพื่อให้เพื่อนโหม่ง 73
5.1.5 การตัดสินใจโหม่งบอลของปัญญาประดิษฐ์ 73
5.2 การตัดสินใจของปัญญาประดิษฐ์ในการเลือกประเภทการส่งบอล 74
5.2.1 การเลือกประเภทการส่งบอลโดยใช้ฟังก์ชันผลประโยชน์ 74
5.2.2 การเลือกประเภทการส่งบอลโดยใช้ไดนามิกสคริปต์ 74
5.3 การทดลอง และผลการทดลองเพื่อวัดประสิทธิภาพของการส่งบอลยาว และเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแต่ละวิธีการตัดสินใจเลือกประเภทการส่งบอล 79
5.3.1 การวัดประสิทธิภาพวิธีการเลือกประเภทการส่งบอลโดยใช้ฟังก์ชันผลประโยชน์ 80
5.3.2 การวัดประสิทธิภาพการส่งบอลยาว 81
5.3.3 การวัดประสิทธิภาพวิธีการเลือกประเภทการส่งบอลโดยใช้ไดนามิกสคริปต์ 82
บทที่ 6 การตัดสินใจส่งบอลตามสถานการณ์ของเกมการแข่งขัน 104
6.1 แนวคิดในการส่งบอลตามสถานการณ์ของเกมการแข่งขัน 104
6.2 การกำหนดแผนการเล่นให้กับปัญญาประดิษฐ์ 104
6.3 การทดลอง และผลการทดลองเพื่อวัดประสิทธิภาพของแผนการเล่นแต่ละแบบ 107
บทที่ 7 สรุปผลการวิจัย และข้อเสนอแนะ 116
7.1 สรุปผลการวิจัย 116
7.2 ข้อเสนอแนะ 117
รายการอ้างอิง 119
ภาคผนวก 122
ภาคผนวก ก รายละเอียดพารามิเตอร์ของโปรแกรมจำลองการแข่งขันฟุตบอล 123
ภาคผนวก ข รายละเอียดแฟ้มข้อมูลที่บันทึกผลการแข่งขัน และฐานความรู้ 133
ประวัติผู้เขียนวิทยานิพนธ์ 142

สารบัญตาราง

หน้า

ตารางที่ 1 เปรียบเทียบข้อแตกต่างพื้นฐานของวิธีการส่งบอลในงานวิจัยที่นำเสนอ 21
ตารางที่ 2 ค่าความน่าจะเป็นของฟังก์ชันวัตถุประสงค์แต่ละฟังก์ชันที่ใช้ในงานวิจัย..... 53
ตารางที่ 3 ค่าริสค์คอนสเตรนท์ของทีมชนะแบบละเอียดในระดับที่สามที่สร้างขึ้นมาสี่ทีม 58
ตารางที่ 4 ผลการแข่งขันแบบพบกันหมดของสี่ทีมชนะแบบละเอียดในระดับที่สาม 59
ตารางที่ 5 ผลการแข่งขันระหว่างทีมที่เปลี่ยนความเร็วบอล ณ จุดเป้าหมายกับทีมที่ไม่เปลี่ยนความเร็วบอล ณ จุดเป้าหมาย..... 60
ตารางที่ 6 ผลการแข่งขันระหว่างทีมที่เปลี่ยนความเร็วบอล ณ จุดเป้าหมาย ที่ไม่ได้ปัดเลขแรงส่งบอลเป็นจำนวนเต็มกับทีมที่ไม่เปลี่ยนความเร็วบอล ณ จุดเป้าหมาย..... 60
ตารางที่ 7 เปรียบเทียบผลการแข่งของทีมที่เปลี่ยนความเร็วบอล ณ จุดเป้าหมายที่ปัดเลขแรงส่งบอลเป็นจำนวนเต็มกับไม่ปัดเลขแรงส่งบอลเป็นจำนวนเต็ม 62
ตารางที่ 8 จำนวนโนพาส และเวลาในการคำนวณเฉลี่ยของการส่งบอล 63
ตารางที่ 9 ค่าความน่าจะเป็นของฟังก์ชันวัตถุประสงค์แต่ละฟังก์ชันที่ใช้ในการส่งบอลยาวเพื่อให้เพื่อนโหม่ง..... 73
ตารางที่ 10 ช่วงการเก็บข้อมูลของจำนวนฝ่ายเดียวกัน และจำนวนฝ่ายตรงข้าม..... 76
ตารางที่ 11 ตัวอย่างกฎการเรียนรู้แบบนับจำนวนผู้เล่น..... 77
ตารางที่ 12 ช่วงการเก็บข้อมูลของฟังก์ชันค่ายุทธวิธี และฟังก์ชันโอกาสในการทำประตู..... 77
ตารางที่ 13 ตัวอย่างกฎการเรียนรู้แบบใช้ค่าฟังก์ชันผลประโยชน์..... 78
ตารางที่ 14 ตัวอย่างกฎการเรียนรู้แบบใช้ค่าฟังก์ชันผลประโยชน์ที่ดีที่สุดโดยแยกประเภทของการส่งบอล 78
ตารางที่ 15 ตัวอย่างกฎการเรียนรู้แบบใช้ค่าฟังก์ชันผลประโยชน์ที่ดีที่สุดโดยไม่แยกประเภทของการส่งบอล..... 79
ตารางที่ 16 ผลการแข่งขันระหว่างทีมที่เลือกประเภทการส่งบอลโดยใช้ฟังก์ชันค่ายุทธวิธีกับทีมที่เลือกประเภทการส่งบอลโดยใช้ฟังก์ชันโอกาสในการทำประตู 80
ตารางที่ 17 ผลการแข่งขันระหว่างทีมที่ส่งบอลบนพื้นอย่างเดียวกับทีมที่ส่งบอลได้ทุกประเภท..... 81
ตารางที่ 18 ผลการแข่งขันในช่วงการเรียนรู้เริ่มต้นระหว่างทีมที่เลือกประเภทการส่งบอลโดยใช้ฟังก์ชันโอกาสในการทำประตูกับทีมที่เลือกประเภทการส่งบอลโดยใช้กฎการเรียนรู้แบบนับจำนวนผู้เล่น 83

หน้า

ตารางที่ 19 ผลการแข่งขันในช่วงการประเมินผลระหว่างทีมที่เลือกประเภทการส่งบอลโดยใช้ฟังก์ชันโอกาสในการทำประตูกับทีมที่เลือกประเภทการส่งบอลโดยใช้กฎการเรียนรู้แบบนับจำนวนผู้เล่น 84
ตารางที่ 20 ผลการแข่งขันในช่วงการเรียนรู้เริ่มต้นระหว่างทีมที่เลือกประเภทการส่งบอลโดยใช้ฟังก์ชันโอกาสในการทำประตูกับทีมที่เลือกประเภทการส่งบอลโดยใช้กฎการเรียนรู้แบบใช้ค่าฟังก์ชันผลประโยชน์ 85
ตารางที่ 21 ผลการแข่งขันในช่วงการประเมินผลระหว่างทีมที่เลือกประเภทการส่งบอลโดยใช้ฟังก์ชันโอกาสในการทำประตูกับทีมที่เลือกประเภทการส่งบอลโดยใช้กฎการเรียนรู้แบบใช้ค่าฟังก์ชันผลประโยชน์ 86
ตารางที่ 22 ผลการแข่งขันในช่วงการเรียนรู้เริ่มต้นระหว่างทีมที่เลือกประเภทการส่งบอลโดยใช้ฟังก์ชันโอกาสในการทำประตูกับทีมที่เลือกประเภทการส่งบอลโดยใช้กฎการเรียนรู้แบบใช้ค่าฟังก์ชันผลประโยชน์ที่ดีที่สุดโดยแยกประเภทของการส่งบอล 87
ตารางที่ 23 ผลการแข่งขันในช่วงการประเมินผลระหว่างทีมที่เลือกประเภทการส่งบอลโดยใช้ฟังก์ชันโอกาสในการทำประตูกับทีมที่เลือกประเภทการส่งบอลโดยใช้กฎการเรียนรู้แบบใช้ค่าฟังก์ชันผลประโยชน์ที่ดีที่สุดโดยแยกประเภทของการส่งบอล 88
ตารางที่ 24 ผลการแข่งขันในช่วงการเรียนรู้เริ่มต้นระหว่างทีมที่เลือกประเภทการส่งบอลโดยใช้ฟังก์ชันโอกาสในการทำประตูกับทีมที่เลือกประเภทการส่งบอลโดยใช้กฎการเรียนรู้แบบใช้ค่าฟังก์ชันผลประโยชน์ที่ดีที่สุดโดยไม่แยกประเภทของการส่งบอล 89
ตารางที่ 25 ผลการแข่งขันในช่วงการประเมินผลระหว่างทีมที่เลือกประเภทการส่งบอลโดยใช้ฟังก์ชันโอกาสในการทำประตูกับทีมที่เลือกประเภทการส่งบอลโดยใช้กฎการเรียนรู้แบบใช้ค่าฟังก์ชันผลประโยชน์ที่ดีที่สุดโดยไม่แยกประเภทของการส่งบอล 90
ตารางที่ 26 จำนวนกฎการเรียนรู้แต่ละประเภทที่ปัญญาประดิษฐ์สร้างขึ้นหลังจากการแข่งขันในแต่ละช่วง 90
ตารางที่ 27 ผลการแข่งขันของเกมที่ 1 ถึง 100 ระหว่างทีมที่เลือกประเภทการส่งบอลโดยใช้ฟังก์ชันโอกาสในการทำประตูกับทีมที่เลือกประเภทการส่งบอลโดยใช้กฎการเรียนรู้แบบใช้ค่าฟังก์ชันผลประโยชน์ที่ดีที่สุดโดยไม่แยกประเภทของการส่งบอล 93

หน้า

ตารางที่ 28 ผลการแข่งขันของเกมที่ 101 ถึง 200 ระหว่างทีมที่เลือกประเภทการส่งบอลโดยใช้ฟังก์ชันโอกาสในการทำประตูกับทีมที่เลือกประเภทการส่งบอลโดยใช้กฎการเรียนรู้แบบใช้ค่าฟังก์ชันผลประโยชน์ที่ดีที่สุดโดยไม่แยกประเภทของการส่งบอล 94
ตารางที่ 29 ผลการแข่งขันของเกมที่ 201 ถึง 250 ระหว่างทีมที่เลือกประเภทการส่งบอลโดยใช้ฟังก์ชันโอกาสในการทำประตูกับทีมที่เลือกประเภทการส่งบอลโดยใช้กฎการเรียนรู้แบบใช้ค่าฟังก์ชันผลประโยชน์ที่ดีที่สุดโดยไม่แยกประเภทของการส่งบอล 95
ตารางที่ 30 ผลการแข่งขันของเกมที่ 251 ถึง 300 ระหว่างทีมที่เลือกประเภทการส่งบอลโดยใช้ฟังก์ชันโอกาสในการทำประตูกับทีมที่เลือกประเภทการส่งบอลโดยใช้กฎการเรียนรู้แบบใช้ค่าฟังก์ชันผลประโยชน์ที่ดีที่สุดโดยไม่แยกประเภทของการส่งบอล 96
ตารางที่ 31 ผลการแข่งขันระหว่างทีมที่เลือกประเภทการส่งบอลโดยใช้ฟังก์ชันโอกาสในการทำประตูกับทีมที่เลือกประเภทการส่งบอลโดยใช้กฎการเรียนรู้แบบใช้ค่าฟังก์ชันผลประโยชน์ที่ดีที่สุดโดยไม่แยกประเภทของการส่งบอลที่มีการเรียนรู้ตั้งแต่เกมที่ 1 ถึง 250 97
ตารางที่ 32 ผลการแข่งขันระหว่างทีมที่เลือกประเภทการส่งบอลโดยใช้ฟังก์ชันโอกาสในการทำประตูกับทีมที่เลือกประเภทการส่งบอลโดยใช้กฎการเรียนรู้แบบใช้ค่าฟังก์ชันผลประโยชน์ที่ดีที่สุดโดยไม่แยกประเภทของการส่งบอลที่มีการเรียนรู้ตั้งแต่เกมที่ 1 ถึง 300 98
ตารางที่ 33 ผลการแข่งขันในช่วงการเรียนรู้เริ่มต้นระหว่างทีมที่เลือกประเภทการส่งบอลโดยใช้ฟังก์ชันค่ายุทธวิธีกับทีมที่เลือกประเภทการส่งบอลโดยใช้กฎการเรียนรู้แบบใช้ค่าฟังก์ชันผลประโยชน์ที่ดีที่สุดโดยไม่แยกประเภทของการส่งบอล..... 100
ตารางที่ 34 ผลการแข่งขันในช่วงการประเมินผลระหว่างทีมที่เลือกประเภทการส่งบอลโดยใช้ฟังก์ชันค่ายุทธวิธีกับทีมที่เลือกประเภทการส่งบอลโดยใช้กฎการเรียนรู้แบบใช้ค่าฟังก์ชันผลประโยชน์ที่ดีที่สุดโดยไม่แยกประเภทของการส่งบอล..... 101
ตารางที่ 35 ผลการแข่งขันระหว่างทีมที่เลือกประเภทการส่งบอลโดยใช้ฟังก์ชันค่ายุทธวิธีกับทีมที่เลือกประเภทการส่งบอลโดยใช้กฎการเรียนรู้แบบใช้ค่าฟังก์ชันผลประโยชน์ที่ดีที่สุดโดยไม่แยกประเภทของการส่งบอลที่มีการเรียนรู้ตั้งแต่เกมที่ 1 ถึง 189 102
ตารางที่ 36 ค่าความน่าจะเป็นของฟังก์ชันวัตถุประสงค์แต่ละฟังก์ชันสำหรับแผนการเล่นแบบสมดุล 105

หน้า

ตารางที่ 37 ค่าความน่าจะเป็นของฟังก์ชันวัตถุประสงค์แต่ละฟังก์ชันสำหรับแผนการเล่นแบบเน้นการครองบอล 106
ตารางที่ 38 ค่าความน่าจะเป็นของฟังก์ชันวัตถุประสงค์แต่ละฟังก์ชันสำหรับแผนการเล่นแบบเน้นเข้าทำประตู 106
ตารางที่ 39 ผลการแข่งขันระหว่างทีมที่ใช้แผนการเล่นแบบเน้นเข้าทำประตูกับทีมที่ใช้แผนการเล่นแบบเน้นเข้าทำประตูที่มีประตูนำตั้งแต่ต้นเกม 3 ลูก 108
ตารางที่ 40 ผลการแข่งขันระหว่างทีมที่ใช้แผนการเล่นแบบเน้นเข้าทำประตูกับทีมที่ใช้แผนการเล่นแบบสมดุลที่มีประตูนำตั้งแต่ต้นเกม 3 ลูก 109
ตารางที่ 41 ผลการแข่งขันระหว่างทีมที่ใช้แผนการเล่นแบบเน้นเข้าทำประตูกับทีมที่ใช้แผนการเล่นแบบเน้นการครองบอลที่มีประตูนำตั้งแต่ต้นเกม 3 ลูก 110
ตารางที่ 42 ผลการแข่งขันระหว่างทีมที่มีระบบการวางตำแหน่งผู้เล่นแบบ 3-5-2 ที่ใช้แผนการเล่นแบบเน้นเข้าทำประตูกับทีมที่มีระบบการวางตำแหน่งผู้เล่นแบบ 5-3-2 ที่ใช้แผนการเล่นแบบเน้นเข้าทำประตูที่มีประตูนำตั้งแต่ต้นเกม 3 ลูก 112
ตารางที่ 43 ผลการแข่งขันระหว่างทีมที่มีระบบการวางตำแหน่งผู้เล่นแบบ 3-5-2 ที่ใช้แผนการเล่นแบบเน้นเข้าทำประตูกับทีมที่มีระบบการวางตำแหน่งผู้เล่นแบบ 5-3-2 ที่ใช้แผนการเล่นแบบสมดุลที่มีประตูนำตั้งแต่ต้นเกม 3 ลูก 113
ตารางที่ 44 ผลการแข่งขันระหว่างทีมที่มีระบบการวางตำแหน่งผู้เล่นแบบ 3-5-2 ที่ใช้แผนการเล่นแบบเน้นเข้าทำประตูกับทีมที่มีระบบการวางตำแหน่งผู้เล่นแบบ 5-3-2 ที่ใช้แผนการเล่นแบบเน้นการครองบอลที่มีประตูนำตั้งแต่ต้นเกม 3 ลูก.. 114

สารบัญภาพ

หน้า

ภาพที่ 1 เซตที่มีคุณสมบัติผิวหน้านูน 8
ภาพที่ 2 เซตที่ไม่มีคุณสมบัติผิวหน้านูน 8
ภาพที่ 3 กราฟแสดงเส้นตรงของฟังก์ชันอรรถประโยชน์ในปริภูมิวัตถุประสงค์ 10
ภาพที่ 4 กราฟแสดงจุดที่เหมาะสมที่สุดของวิธีการจำกัดค่าด้วย ε สำหรับปัญหาที่มีสองวัตถุประสงค์ 11
ภาพที่ 5 สมาชิกของเซตดุลยภาพสูงสุดพาเรโต 15
ภาพที่ 6 สมาชิกของเซตดุลยภาพสูงสุดพาเรโต-ε 16
ภาพที่ 7 อัลกอริทึมที่ผู้วิจัยใช้หาจุดที่เหมาะสมที่สุด 16
ภาพที่ 8 พื้นที่ตามยุทธวิธีบนสนามฟุตบอล 18
ภาพที่ 9 อัลกอริทึมในการตัดสินใจการส่งบอลแบบ RPDR 19
ภาพที่ 10 สมาชิกของเซตที่เป็นไปได้ล้อมรอบผู้เล่นหมายเลข 8 ทีมฝ่ายบุก 22
ภาพที่ 11 การพิจารณาฟังก์ชันวัตถุประสงค์ที่ถูกใช้เฉพาะการเคลื่อนที่ของกองหน้า 24
ภาพที่ 12 ตัวอย่างการยิงประตูแบบ 1-2-3 27
ภาพที่ 13 การทำงานของไดนามิกสคริปต์ 31
ภาพที่ 14 องค์ประกอบของเครื่องมือพัฒนาเกม Unity3D 33
ภาพที่ 15 เซตที่เป็นไปได้ของการตัดสินใจเคลื่อนที่ 37
ภาพที่ 16 การประกบแต่ละประเภทของผู้เล่นฝ่ายรับ 40
ภาพที่ 17 การหามุมการยิงประตูของแต่ละจุดเป้าหมายการยิงประตู 43
ภาพที่ 18 ผังงานแสดงการหาเซตที่เป็นไปได้ 46
ภาพที่ 19 กราฟแสดงการกระจายตัวของฟังก์ชันค่ายุทธวิธี 48
ภาพที่ 20 ความสัมพันธ์ของตัวแปรในสมการที่ (19) 49
ภาพที่ 21 ผังงานการทำงานของอัลกอริทึมที่ใช้หาคำตอบที่เหมาะสมที่สุด 52
ภาพที่ 22 ตัวอย่างความสัมพันธ์ของเสิร์ชสเปซในแต่ละทัวร์นาเม้นท์ 58
ภาพที่ 23 พื้นที่การส่งบอลบนพื้น และการส่งบอลยาว 66
ภาพที่ 24 เส้นทางการเคลื่อนที่ของลูกบอลแบบวิถีโค้ง 71
ภาพที่ 25 ผังงานการทำงานของไดนามิกสคริปต์ในการเลือกประเภทการส่งบอลแต่ละครั้ง 75
ภาพที่ 26 หน้าจอแสดงองค์ประกอบที่ผู้ใช้โปรแกรมสามารถกดเข้าไปแก้ไขค่าได้ 123

สารบัญอัลกอริทึม

หน้า

อัลกอริทึมที่ 1 วิธีการหาความเร็วในการส่งบอลบนพื้นสำหรับการส่งบอลโดยเปลี่ยนความเร็วของลูกบอล ณ จุดเป้าหมาย 54
อัลกอริทึมที่ 2 วิธีการหาความเร็วในการส่งบอลยาวสำหรับการส่งบอลโดยเปลี่ยนความเร็วของลูกบอล ณ จุดเป้าหมาย 68

บทที่ 1

บทนำ

1.1 ที่มาและความสำคัญของปัญหา

ปัญญาประดิษฐ์ (Artificial Intelligence) นับว่าเป็นส่วนประกอบที่สำคัญมากในการพัฒนาเกมในปัจจุบัน เนื่องมาจากความต้องการของผู้เล่นที่มีสูงขึ้น นอกจากเกมจะต้องมีภาพที่สวยงามแล้ว ปัญญาประดิษฐ์ในเกมยังต้องมีความฉลาดด้วย เพื่อให้เกมมีความสมจริงและมีความท้าทาย โดยเฉพาะอย่างยิ่งในเกมกีฬาที่มีการตอบสนองทันกาล (real time) เช่น เกมฟุตบอล ปัญญาประดิษฐ์จำเป็นต้องสามารถตัดสินใจได้อย่างรวดเร็ว เพื่อให้เกมการเล่นมีความไหลลื่น ในอดีตนั้นยังมีข้อจำกัดเพราะว่าความเร็วในการประมวลผลของคอมพิวเตอร์ยังไม่รวดเร็วเพียงพอ ทำให้ไม่สามารถใช้วิธีการที่มีความซับซ้อนสูงได้ แต่เนื่องจากการพัฒนาเทคโนโลยีด้านฮาร์ดแวร์ (hardware) ทำให้ความสามารถในการประมวลผลของคอมพิวเตอร์ในปัจจุบันสูงขึ้นมากจนสามารถแบ่งทรัพยากรมาใช้คำนวณปัญญาประดิษฐ์ได้มากขึ้น โดยที่ไม่มีผลต่อการแสดงผล ซึ่งช่วยยกระดับความบันเทิงให้กับผู้เล่นเกมได้

ฟุตบอลเป็นกีฬาที่เล่นเป็นทีม แต่ละทีมจะประกอบไปด้วยผู้เล่นฝ่ายละ 11 คน ในสนาม โดยมีเป้าหมายเพื่อนำลูกฟุตบอลไปยิงประตูฝ่ายตรงข้ามให้ได้ ทีมที่ทำประตูได้มากกว่าจะเป็นผู้ชนะ ฟุตบอลเป็นกีฬาที่มีความซับซ้อน และมีสภาพแวดล้อมเป็นแบบพลวัตร (dynamic) นักฟุตบอลแต่ละคนนอกจากจำเป็นต้องมีความสามารถพื้นฐานในการเล่นฟุตบอลแล้ว ยังต้องสามารถเล่นเข้าขากับเพื่อนร่วมทีมอย่างฉลาดด้วย เพื่อช่วยให้ทีมของตัวเองสามารถเอาชนะฝ่ายตรงข้ามได้ การจำลองการแข่งขันฟุตบอลนั้นได้รับความนิยมเป็นอย่างมาก ทั้งในอุตสาหกรรมเกม และในงานด้านการวิจัย

ในอุตสาหกรรมเกมนั้น เกมฟุตบอลที่ได้รับความนิยม และเป็นที่รู้จักกันมากที่สุดคือ Pro Evolution Soccer จากบริษัทเกม KONAMI และ FIFA จากบริษัทเกม EA [18] สาเหตุที่ทั้งสองเกมได้รับความนิยมสูงเพราะมีการจำลองการแข่งขันฟุตบอลที่สมจริง ไม่ว่าจะเป็นหน้าตา และการเคลื่อนไหวของโมเดลนักฟุตบอล สนามฟุตบอล สภาพแวดล้อมต่างๆ รวมถึงระบบเสียง และระบบฟิสิกส์ มีเทคนิคการบังคับ และรูปแบบการเล่นที่หลากหลาย อีกทั้งมีการพัฒนามาอย่างต่อเนื่องทุกๆ ปี มีการพัฒนาเกมลงทั้งเครื่อง PC, PS3 และ Xbox360 นอกจากนี้ก็ยังมีเกม Football Manager และ Championship Manager ที่เป็นที่นิยมมากเช่นกัน แต่เทคนิคเกี่ยวกับปัญญาประดิษฐ์ของเกมเหล่านี้ไม่ได้รับการเผยแพร่เนื่องจากเป็นความลับทางการค้า

ในมุมมองของงานวิจัย เกมฟุตบอลจัดเป็นระบบพหุภาคี (Multi-Agent System) ประเภทหนึ่ง และได้รับความสนใจจากนักวิจัยมากมาย อันจะเห็นได้จากการจัดการแข่งขันหุ่นยนต์เล่นฟุตบอลโรโบคัพ (RoboCup Soccer) ในสาขาต่างๆ ของแต่ละปี การจัดการแข่งขันโรโบคัพมีจุดประสงค์หลักเพื่อพัฒนาปัญญาประดิษฐ์ และพัฒนาการสร้างหุ่นยนต์ การออกแบบการแข่งขันจะครอบคลุมการวิจัยในหลายๆ ด้าน เช่น การควบคุมมอเตอร์ การออกแบบเซนเซอร์ การออกแบบการตัดสินใจ การพัฒนาการเรียนรู้ การพัฒนาการทำงานร่วมกันของระบบพหุภาคี เป็นต้น การแข่งขันโรโบคัพมีเป้าหมายคือสร้างหุ่นยนต์ที่สามารถแข่งฟุตบอลเอาชนะทีมแชมป์ฟุตบอลโลกได้ในปี 2050 [17]

การแข่งขันโรโบคัพมีหลายประเภท [17] แต่ในที่นี้จะกล่าวถึงเฉพาะการแข่งขันการจำลองการแข่งขันฟุตบอลแบบสามมิติ (3D Simulation League) การจำลองการแข่งขันแบบสามมิติถูกเริ่มต้นขึ้นในปี 2004 [2] การแข่งขันการจำลองแบบสามมิติในช่วงแรกจะแข่งขันโดยภาคี (agent) แต่ละตัวจะเป็นทรงกลม มีการแข่งขันภาคีฝ่ายละ 11 ตัว เช่นเดียวกับการแข่งขันการจำลองแบบสองมิติ แต่ว่าการแข่งขันในปี 2007 ได้เปลี่ยนกติกามาใช้ภาคีที่จำลองการเคลื่อนไหวของหุ่นยนต์ฮิวมานอยด์ (humanoid) แทน และลดจำนวนภาคีของแต่ละฝ่ายเป็นฝ่ายละ 2 ตัว การแข่งขันในปีต่อมาได้เพิ่มจำนวนภาคีเป็นฝ่ายละ 3 ตัว [2] ความแตกต่างที่สำคัญระหว่างเกมฟุตบอลที่กล่าวมาข้างต้นกับโรโบคัพคือ การจำลองการแข่งขันในโรโบคัพนั้นภาคียังมีการเคลื่อนไหวที่ไม่เป็นการเลียนแบบมนุษย์เหมือนกับในเกมฟุตบอล [1, 10] จึงส่งผลให้การจำลองการแข่งขันฟุตบอลของโรโบคัพยังขาดความสมจริง ข้อแตกต่างที่สำคัญอีกประการคือการจำลองการแข่งขันฟุตบอลในโรโบคัพไม่สามารถให้คนมาบังคับเล่นได้ [2, 19] เหมือนกับเกมฟุตบอล

เนื่องมาจากข้อจำกัดในหลายๆ ด้าน เช่น ความซับซ้อนในการเขียนโปรแกรม เวลาที่ใช้ในการคำนวณ และเวลาการพัฒนาที่จำกัด นักพัฒนามักจะใช้วิธีสร้างปัญญาประดิษฐ์โดยการโกงผู้เล่น กล่าวคือการทำให้คอมพิวเตอร์ได้เปรียบผู้เล่นในสถานการณ์ต่างๆ เช่น การรับรู้ว่าผู้เล่นกดปุ่มอะไร แล้วจึงทำการตอบสนองโดยการดักทางการเล่นของผู้เล่น เป็นต้น ตัวอย่างที่เห็นได้ชัดคือเกมแข่งรถ ถ้าหากรถของคอมพิวเตอร์ตามหลังอยู่ในระยะไกลจะได้รับความเร็วเพิ่มขึ้นเพื่อให้เกิดการแข่งขันที่สูสีกับผู้เล่น วิธีการนี้ถือเป็นการสร้างภาพให้ผู้เล่นรู้สึกว่าคอมพิวเตอร์มีความเก่ง และฉลาด [20] ถ้าหากพิจารณาจากผลลัพธ์ก็ถือว่าเป็นวิธีการที่ได้ผล แต่ว่าในมุมมองของการวิจัย วิธีนี้ไม่ถือว่าเป็นความฉลาดของปัญญาประดิษฐ์ เพราะว่าไม่ได้มีการตัดสินใจที่เกิดจากเหตุ และผลเช่นเดียวกับมนุษย์ นอกจากนี้ยังอาจส่งผลเสียต่อความสนุกของเกม ถ้าหากทำให้ผู้เล่นรู้สึกว่าถูกโกง

งานวิทยานิพนธ์นี้มีจุดประสงค์เพื่อพัฒนา และปรับปรุงปัญญาประดิษฐ์ในเกมฟุตบอลให้มีพฤติกรรมการเล่นฟุตบอลที่สมจริง และมีการตัดสินใจที่เป็นเหตุเป็นผลเพื่อช่วยให้

เกมฟุตบอลมีความสมจริง และสนุกมากยิ่งขึ้น ปัญหาที่งานวิทยานิพนธ์นี้ให้ความสนใจคือเรื่องการส่งบอล การส่งบอลในเกมฟุตบอลถือเป็นปัจจัยที่สำคัญมากที่จะช่วยให้ทีมได้เปรียบในการแข่งขัน การส่งบอลที่ถูกตำแหน่ง และถูกจังหวะสามารถช่วยให้ทีมมีโอกาสทำประตูได้โดยใช้เวลาไม่นาน ที่ผ่านมามีงานวิจัยในโรโบคัพหลายงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการส่งบอล แต่ว่างานวิจัยเหล่านั้นมักจะใช้การจำลองการแข่งขันฟุตบอลแบบสองมิติ ทำให้การส่งบอลดังกล่าวจะเป็นการส่งบอลบนพื้น และมักเป็นการส่งบอลระยะสั้น แต่เนื่องจากในเกมการแข่งขันฟุตบอลจริงๆ การส่งบอลยาวหรือการส่งลูกโด่งถือว่ามีบทบาทมากเช่นกัน ยกตัวอย่างเช่น การฉวยโอกาสส่งบอลยาวโต้กลับ (counter attack) เพื่อไม่เปิดโอกาสให้ฝ่ายตรงข้ามกลับไปตั้งรับได้ทันหรือการส่งบอลโด่งขวางสนามเพื่อเปลี่ยนทิศทางการบุก เป็นต้น การส่งบอลดังกล่าวจะช่วยเพิ่มสีสัน และมิติในเกมการแข่งขันฟุตบอล ดังนั้นงานวิทยานิพนธ์นี้จึงต้องการพัฒนาปัญญาประดิษฐ์ในการส่งบอลยาวหรือการส่งลูกโด่งเพื่อเพิ่มประสิทธิภาพ และเพิ่มความหลากหลายในการเล่นฟุตบอลของปัญญาประดิษฐ์

1.2 วัตถุประสงค์ของการวิจัย

งานวิทยานิพนธ์นี้มีจุดประสงค์เพื่อพัฒนาการตัดสินใจการส่งบอลให้กับปัญญาประดิษฐ์โดยการเพิ่มความสามารถในการส่งบอลโด่งหรือการส่งบอลยาว และปัญญาประดิษฐ์สามารถปรับเปลี่ยนแผนการเล่นของตัวเองได้ตามสถานการณ์

1.3 ขอบเขตของการวิจัย

1. ออกแบบการจำลองการแข่งขันฟุตบอลในสภาพแวดล้อม 3D
2. การจำลองการแข่งขันฟุตบอลจะแข่งขันกันเฉพาะระหว่าง CPU กับ CPU เท่านั้น และไม่มีการทดเวลา จำนวนผู้เล่นของแต่ละทีมคือ 11 คน
3. การจำลองการแข่งขันฟุตบอลจะใช้ระบบการวางตำแหน่งของผู้เล่นแบบ 3-5-2 เท่านั้น เพื่อบังคับให้ปัญญาประดิษฐ์เน้นเล่นเกมรุก
4. ยังไม่พัฒนาให้คนบังคับแข่งกับคอมพิวเตอร์ได้
5. ไม่ได้มีการปรับปรุงการตัดสินใจด้านอื่นที่ไม่เกี่ยวข้องกับการส่งบอล
6. การตั้งค่าเริ่มต้นให้กับตัวแปรต่างๆ จะได้มาจากการประมาณ และการทดลองโดยจะคำนึงถึงเกมรุกเป็นหลัก
7. การออกแบบโปรแกรมจำลองการแข่งขันฟุตบอลจะไม่มีสัญญาณรบกวน
8. ข้อจำกัดของผู้เล่น
    - ความสามารถของผู้เล่นจะเท่าเทียมกัน
    - วิ่งด้วยความเร็วคงที่ และยิงประตูด้วยแรงสูงสุด

- ผู้รักษาประตูจะเคลื่อนที่เฉพาะภายในบริเวณหน้าประตูของตัวเอง
- ไม่มีการทำฟาวล์ และไม่มีการสไลด์
- การส่งบอลโด่งจะทำให้บอลเคลื่อนที่แบบโปรเจคไตล์เท่านั้น
- ไม่มีการคำนึงถึงค่าความอดทนทำให้ผู้เล่นสามารถเล่นบอลได้เต็มที่ด้วยประสิทธิภาพสูงสุดตลอดเกมการแข่งขัน

1.4 ประโยชน์ที่ได้รับ

1. ได้เครื่องมือที่สามารถใช้ศึกษาปัญญาประดิษฐ์ในการจำลองการแข่งขันฟุตบอล และยังสามารถพัฒนาต่อเพื่อให้คนมาบังคับเล่นกับปัญญาประดิษฐ์ได้
2. ได้ปัญญาประดิษฐ์ที่สามารถเล่นบอลได้หลากหลาย และสามารถปรับเปลี่ยนแผนการเล่นขณะที่ทำการแข่งขันได้

1.5 ขั้นตอนการดำเนินงาน

1. ศึกษาทฤษฎีพื้นฐาน และงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง
2. ศึกษาวิธีการใช้งาน Unity Game Engine
3. ใช้ Unity Game Engine พัฒนาเกมจำลองการแข่งขันฟุตบอลตัวต้นแบบ (prototype)
4. พัฒนาปัญญาประดิษฐ์มาตรฐานตามงานวิจัยของ Kyrylov, V. [12, 13, 19]
5. ทำการทดสอบปัญญาประดิษฐ์ที่พัฒนาจากข้อ 4. เพื่อปรับปรุงแก้ไขข้อผิดพลาด (bug) และปรับจูนค่าตัวแปรต่างๆ ตามความเหมาะสม
6. พัฒนาวิธีการตัดสินใจส่งบอลตามที่งานวิทยานิพนธ์นี้นำเสนอ โดยทำการพัฒนาต่อจากปัญญาประดิษฐ์มาตรฐาน
7. ทำการทดสอบปัญญาประดิษฐ์ที่พัฒนาจากข้อ 6. เพื่อปรับปรุงแก้ไขข้อผิดพลาด และปรับจูนค่าตัวแปรต่างๆ รวมถึงเงื่อนไขที่ใช้ ตามความเหมาะสม
8. พัฒนาวิธีการตัดสินใจส่งบอลโดยเพิ่มเงื่อนไขการพิจารณาสถานการณ์ในเกมการแข่งขันตามความเหมาะสม
9. ทำการทดลองวัดผล บันทึกผล และวิเคราะห์ผลการทดลอง

บทที่ 2

ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

2.1 ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง

2.1.1 การเรียนรู้แบบเสริมกำลัง (Reinforcement Learning) [12]

การเรียนรู้แบบเสริมกำลังจัดเป็นการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning) ประเภทหนึ่ง การเรียนรู้ประเภทนี้ช่วยทำให้ปัญญาประดิษฐ์สามารถเรียนรู้เพื่อเลือกการกระทำที่ทำให้บรรลุเป้าหมายของตัวเองได้ การเรียนรู้จะเกิดจากการให้รางวัล (positive reward) หรือลงโทษ (negative reward) ปัญญาประดิษฐ์หลังจากที่ปัญญาประดิษฐ์เลือกตัดสินใจกระทำอย่างใดอย่างหนึ่งลงไป ยกตัวอย่างเช่นการเล่นเกม ถ้าหากปัญญาประดิษฐ์ชนะก็จะได้รับรางวัล แต่ถ้าแพ้ก็จะถูกลงโทษ เป็นต้น

ตัวอย่างการเรียนรู้แบบเสริมกำลังคือ Q Learning การเรียนรู้ประเภทนี้มีข้อได้เปรียบคือตัวภาคีไม่จำเป็นต้องมีความรู้ใดๆ เกี่ยวกับสภาพแวดล้อมของระบบเลย โดยการเรียนรู้จะเกิดจากการเลือกการกระทำเพื่อเปลี่ยนสถานะของตัวเองไปอีกสถานะหนึ่ง เพื่อรับค่ารางวัลจากการเปลี่ยนสถานะ แล้วนำค่าดังกล่าวมาคำนวณหาค่า Q ให้กับสถานะก่อนหน้า อัลกอริทึมการเรียนรู้ของ Q Learning นั้นเป็นดังนี้

$$\hat{Q}(s,a) \leftarrow r + \gamma \max_{a'} \hat{Q}(s',a')$$

$\hat{Q}(s,a)$ หมายถึงค่า Q ณ สถานะต้น s เมื่อเลือกการกระทำ a

r คือค่ารางวัลจากการเปลี่ยนสถานะจาก s ไป s'

γ คือค่าคงที่ที่เรียกว่าส่วนลด (discount) มีค่าอยู่ในช่วง $0 \leq \gamma < 1$

$\max_{a'} \hat{Q}(s',a')$ หมายถึงค่า Q ณ สถานะปลาย s' ที่สูงที่สุดที่เกิดขึ้นเมื่อเลือกการกระทำ a'

หลักการทำงานของ Q Learning ก็คือเริ่มต้นกำหนดค่าส่วนลด และกำหนดค่ารางวัลของการเปลี่ยนสถานะ เช่นเมื่อถึงสถานะเป้าหมายที่ต้องการก็จะได้ค่ารางวัล 100 ส่วนสถานะอื่นให้ค่ารางวัล 0 ทั้งหมด เป็นต้น เริ่มทำการเรียนรู้แต่ละรอบโดยสุ่มสถานะเริ่มต้นที่แตกต่างกัน แล้วให้ตัวภาคีสุ่มเลือกการกระทำที่เป็นไปได้ ณ สถานะนั้น ตัวภาคีจะทำการสุ่มการกระทำเพื่อเปลี่ยนสถานะของตัวเองไปเรื่อยๆ จนกระทั่งถึงสถานะเป้าหมายก็จะหยุดการเรียนรู้สำหรับรอบนี้ แต่ละขั้นตอนที่มีการเปลี่ยนสถานะ ตัวภาคีจะทำการคำนวณค่า Q ของสถานะก่อนหน้าที่เกิดจากการกระทำที่ถูกเลือกแต่ละครั้ง ทำการเรียนรู้แบบนี้ไปเรื่อยๆ หลาย

รอบจนกระทั่งภาคีสามารถคำนวณค่า Q ให้กับทุกๆ การกระทำของแต่ละสถานะได้ทั้งหมด ผลลัพธ์ที่ได้ก็คือชุดรูปแบบของการกระทำที่ดีที่สุดที่จะทำให้ภาคีสามารถเปลี่ยนสถานะใดๆ ไปยังสถานะเป้าหมายได้ แต่การเรียนรู้ดังที่กล่าวมามีเงื่อนไขว่าระบบจะต้องเป็นแบบ Deterministic Markov Decision Process และค่ารางวัล r ต้องมีค่าจำกัด

2.1.2 ดุลยภาพสูงสุดพาเรโต (Pareto Optimal)

ดุลยภาพสูงสุดพาเรโต คือสภาพการณ์ที่มีการจัดสรรทรัพยากรการผลิตอย่างเหมาะสมที่สุด และทำให้สังคมโดยส่วนรวมได้รับความพอใจสูงสุด นั่นคือสังคมไม่สามารถจัดสรรทรัพยากรการผลิตใหม่เพื่อให้ได้รับความพอใจมากไปกว่านี้ โดยไม่ทำให้ผู้บริโภคอื่นแม้เพียงคนเดียวอยู่ในสภาพที่เลวลง เป็นแนวคิดทางเศรษฐศาสตร์สวัสดิการของพาเรโต (Pareto) นักเศรษฐศาสตร์ชาวอิตาเลียน แนวคิดนี้มีความสำคัญในการหาค่าเหมาะสมที่สุดสำหรับปัญหาที่มีหลายวัตถุประสงค์ (Multi-Objective Optimization Problem) [7]

2.1.3 การหาค่าเหมาะสมที่สุดสำหรับปัญหาที่มีหลายวัตถุประสงค์ (Multi-Objective หรือ Multi-Criteria หรือ Multi-Performance หรือ Vector Optimization Problem)

การหาค่าเหมาะสมที่สุดสำหรับปัญหาที่มีหลายวัตถุประสงค์ คือการหาค่าที่เหมาะสมโดยการลดหรือเพิ่มค่าของฟังก์ชันวัตถุประสงค์ k ฟังก์ชันไปพร้อมๆ กัน [6, 9] (ในที่นี่จะอธิบายโดยใช้วิธีการลดค่า) โดยปกติแล้วปัญหาเหล่านี้มักจะมีวัตถุประสงค์ที่ขัดแย้งกัน ทำให้ไม่สามารถหาคำตอบที่สามารถตอบสนองความต้องการได้ทุกวัตถุประสงค์ในเวลาเดียวกัน ดังนั้นคำตอบที่ได้จะไม่ได้หมายความว่าเป็นคำตอบที่ถูกต้องที่สุด แต่ว่าเป็นคำตอบที่เหมาะสม และยอมรับได้มากที่สุด

นิยามที่ 1 ตัวแปรสำหรับการตัดสินใจ (decision variable) [9] คือค่าที่จะถูกเลือกไปใช้ในการประเมินฟังก์ชันวัตถุประสงค์ ค่าเหล่านี้แทนด้วย x_i เมื่อ i = 1, 2, 3, … , n โดยที่ n คือจำนวนของค่าที่จะถูกเลือก กำหนดให้ $\boldsymbol{X}$ คือเซตของค่าที่จะถูกเลือก n ตัว จะได้ว่า

$$\boldsymbol{X} = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$$

เรียกเซต $\boldsymbol{X}$ ว่าเซตที่เป็นไปได้ (feasible set) และเรียกเซตที่ $\boldsymbol{X}$ เป็นซับเซต (subset) ว่าปริภูมิการตัดสินใจ (decision space)

นิยามที่ 2 ฟังก์ชันวัตถุประสงค์หรือหลักเกณฑ์ (objective หรือ criteria) [9] วัตถุประสงค์แต่ละอย่าง จะถูกแทนด้วยฟังก์ชัน $f_1(x), f_2(x), \dots, f_k(x)$ โดยที่ k คือจำนวนของ

วัตถุประสงค์ กำหนดเวกเตอร์ของวัตถุประสงค์ $\mathbf{F} = (f, f_2, \dots, f_k)$ เมื่อแทนค่า x โดยที่ $x \in \boldsymbol{X}$ ลงไปในเวกเตอร์วัตถุประสงค์ ผลลัพธ์ที่ได้จะเรียกว่า อิมเมจ (image) ของเซตที่เป็นไปได้ $\boldsymbol{X}$ และเรียกเซตที่อิมเมจดังกล่าวเป็นซับเซตว่าปริภูมิวัตถุประสงค์ (objective space หรือ criteria space)

จากนิยามข้างต้น สามารถเขียนการหาค่าเหมาะสมที่สุดสำหรับปัญหาที่มีหลายวัตถุประสงค์ได้ว่า

$$\min_{x \in \boldsymbol{X}} (f_1(x), f_2(x), \dots, f_k(x))$$

ในการแก้ปัญหาที่มีหลายวัตถุประสงค์ ตัวเลือกหรือคำตอบที่อยู่ในเซตที่เป็นไปได้แต่ละตัวนั้น มีความสำคัญสำหรับการพิจารณาไม่เท่าเทียมกัน การค้นหาคำตอบของปัญหาจะพิจารณาเฉพาะเซตของตัวเลือกที่มีความเหมาะสมมากกว่าตัวเลือกอื่น เซตตัวเลือกดังกล่าวเรียกว่า เซตของดุลยภาพสูงสุดพาเรโต (Pareto optimal set)

กำหนดให้ $x, x' \in \boldsymbol{X}$

กำหนดให้เวกเตอร์ $\mathbf{u} = \mathbf{F}(x) = (f_1(x), f_2(x), \dots, f_k(x)) = (u_1, u_2, \dots, u_k)$

กำหนดให้เวกเตอร์ $\mathbf{v} = \mathbf{F}(x') = (f_1(x'), f_2(x'), \dots, f_k(x')) = (v_1, v_2, \dots, v_k)$

นิยามที่ 3 เซตของดุลยภาพสูงสุดพาเรโต (Pareto optimal set) [6] ตัวเลือก x จะถือว่าเป็นสมาชิกของเซตดุลยภาพสูงสุดพาเรโตก็ต่อเมื่อ ไม่มี x' ที่ทำให้เวกเตอร์ **v** ครอบครอง (dominate) เวกเตอร์ **u**

นิยามที่ 4 การครอบครองของพาเรโต (Pareto dominance) [6] เวกเตอร์ **u** จะครอบครองเวกเตอร์ **v** (ใช้สัญลักษณ์ว่า $\mathbf{u} \preceq \mathbf{v}$) ก็ต่อเมื่อ $\forall i \in \{1, \dots, k\}, u_i \leq v_i \wedge \exists i \in \{1, \dots, k\} : u_i < v_i$ กล่าวคือ u_i ทุกค่ามีค่าน้อยกว่าหรือเท่ากับค่า v_i และมี u_i บางค่าที่มีค่าน้อยกว่า v_i เมื่อ $i \in \{1, \dots, k\}$

กำหนด **P*** คือเซตของดุลยภาพสูงสุดพาเรโต ดังนั้นสามารถเขียนได้ว่า

$$\mathbf{P}^* := \{x \in \boldsymbol{X} \mid \neg\exists\, x' \in \boldsymbol{X}, \mathbf{F}(x') \preceq \mathbf{F}(x)\}$$

P* สามารถเรียกได้ว่าเป็นเซตของคำตอบที่ไม่ถูกครอบครอง (non-dominated)

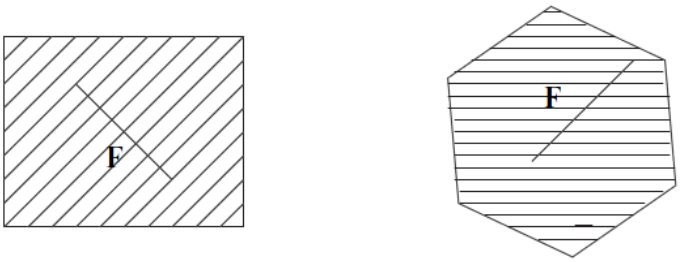
นิยามที่ 5 ขอบเขตพาเรโต (Pareto frontier) [6] กำหนด **PF*** คือเซตขอบเขตพาเรโต สามารถเขียนได้ว่า

$$\mathbf{PF^*} := \{\mathbf{u} = \mathbf{F}(x) \mid x \in \mathbf{P^*}\}$$

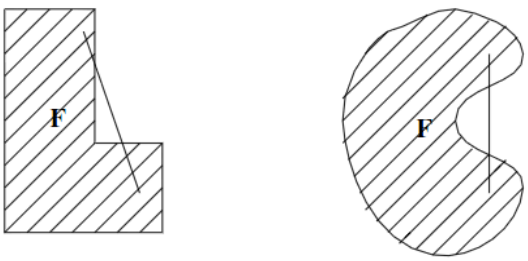
นิยามที่ 6 พาเรโต-ε (Pareto-ε) [6] ในการแก้ปัญหาที่มีหลายวัตถุประสงค์ เนื่องจากข้อจำกัดในด้านเวลา และการคำนวณของคอมพิวเตอร์ อาจมีโอกาสทำให้ไม่สามารถคำนวณถึงจุดดุลยภาพสูงสุดที่ขอบเขตพาเรโตได้ ดังนั้นจึงมีการใช้ค่า ε เป็นค่าประมาณเพื่อกำหนดช่วงที่สามารถยอมรับได้ก่อนจะถึงขอบเขตพาเรโต วิธีการคิดพาเรโต-ε จะเหมือนกับพาเรโตธรรมดาทุกอย่าง แตกต่างกันตรงที่การครอบครองของพาเรโตในนิยามที่ 4 ให้แทนค่า v_i ด้วย $(v_i + \varepsilon)$ โดยที่ $\varepsilon > 0$ การเรียกชื่อนิยามจะเปลี่ยนไปดังนี้

เซตของดุลยภาพสูงสุดพาเรโต (**P***)	=>	เซตของดุลยภาพสูงสุดพาเรโต-ε ($\mathbf{P^*_\varepsilon}$)
การครอบครองของพาเรโต (⊴)	=>	การครอบครองของพาเรโต-ε (⊴)
ขอบเขตพาเรโต (**PF***)	=>	ขอบเขตพาเรโต-ε ($\mathbf{PF^*_\varepsilon}$)

นิยามที่ 7 ขอบเขตที่มีผิวหน้านูน (convexity) [6] เซตของจุดหรือขอบเขตใดๆ จะมีคุณสมบัติผิวหน้านูนก็ต่อเมื่อลากเส้นตรงจากจุด x_1 ไปยังจุด x_2 แล้ว เส้นตรงที่ได้ยังคงอยู่ภายในเซตนั้น โดยที่ x_1 และ x_2 เป็นสมาชิกของเซตดังกล่าวด้วย คุณสมบัตินี้มีความสำคัญในการจำแนกประเภท และวิธีการหาค่าเหมาะสมที่สุดสำหรับปัญหาที่มีหลายวัตถุประสงค์ ตัวอย่างของขอบเขตที่มีผิวหน้านูน และไม่มีผิวหน้านูนถูกแสดงไว้ในภาพที่ 1 และภาพที่ 2 ตามลำดับ



ภาพที่ 1: เซตที่มีคุณสมบัติผิวหน้านูน [6]



ภาพที่ 2: เซตที่ไม่มีคุณสมบัติผิวหน้านูน [6]

2.1.4 วิธีการหาค่าเหมาะสมที่สุดโดยการถ่วงน้ำหนักแบบพื้นฐาน (Simple Weighting Method)

กำหนดให้ $x \in \boldsymbol{X}$
กำหนดฟังก์ชันวัตถุประสงค์ $f_1(x)$ และ $f_2(x)$
กำหนดให้ C_s คืออิมเมจของเซตที่เป็นไปได้ $\boldsymbol{X}$

วิธีการหาค่าเหมาะสมที่สุดโดยการถ่วงน้ำหนักแบบพื้นฐาน [19] สามารถใช้วิธีนี้ได้เมื่อ C_s มีคุณสมบัติผิวหน้านูน และยอมให้มีการชดเชยค่ากันระหว่างฟังก์ชันวัตถุประสงค์ จะเขียนสมการเพื่อหาค่าเหมาะสมที่สุดสำหรับปัญหาที่มีสองวัตถุประสงค์ได้ว่า

$$\min f(x) = \alpha_1 f_1(x) + \alpha_2 f_2(x) \qquad (1)$$

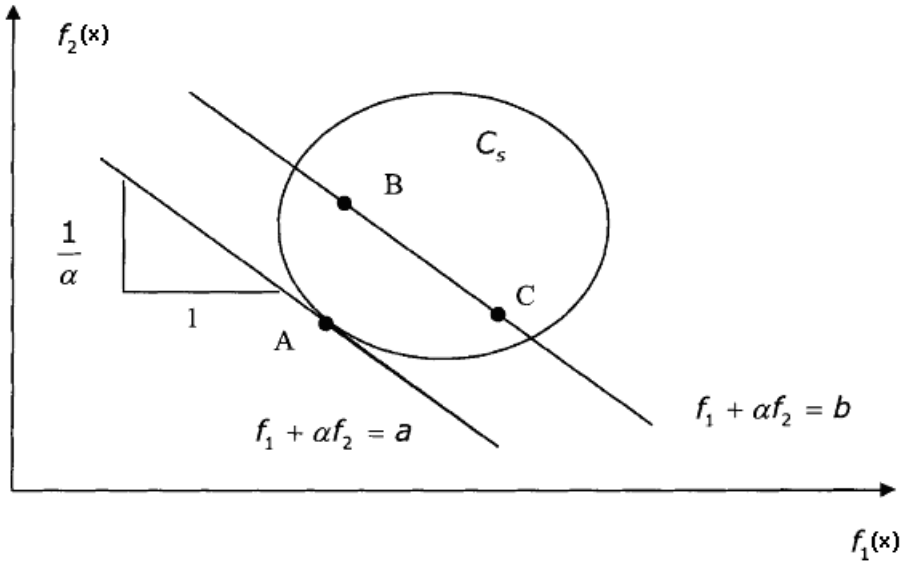
เรียกสมการเพื่อหาค่าเหมาะสมที่สุดนี้ว่าฟังก์ชันอรรถประโยชน์ (utility function) α_1 และ α_2 คือค่าน้ำหนัก มีค่ามากกว่าหรือเท่ากับ 0 กำหนดให้ α_1 มีค่าไม่เท่ากับ 0 ใช้ α_1 หารสมการ (1) ทั้งสองข้าง และกำหนดให้ $\alpha = \alpha_2/\alpha_1$ จะได้

$$\min f(x, \alpha) = f_1(x) + \alpha f_2(x) \qquad (2)$$

เขียนกราฟของสมการ (2) ในปริภูมิวัตถุประสงค์ โดยการกำหนดให้สมการ (2) มีค่าเท่ากับค่าคงที่ค่าหนึ่ง ในที่นี้คือ a

$$f_1(x) + \alpha f_2(x) = a \text{ หรือ } f_2(x) = -f_1(x)/\alpha + a/\alpha \qquad (3)$$

จากสมการ (3) จะได้ความชันคือ $-1/\alpha$ และจุดตัดแกน f_2 คือ a/α



ภาพที่ 3: กราฟแสดงเส้นตรงของฟังก์ชันอรรถประโยชน์ในปริภูมิวัตถุประสงค์ [19]

จากภาพที่ 3 พิจารณาจุด B และ C จะได้ว่า $f_1(B) + \alpha f_2(B) = f_1(C) + \alpha f_2(C) = b$ หมายความว่าคำตอบ x ที่ถูกแทนโดยจุด B และ C ไม่มีความแตกต่างกันสำหรับฟังก์ชันอรรถประโยชน์นี้ กล่าวคือคำตอบ x ใดๆ ที่ถูกแทนโดยจุดที่อยู่บนเส้นตรงของฟังก์ชันอรรถประโยชน์เดียวกันจะเป็นคำตอบที่ไม่มีความแตกต่างกัน การหาคำตอบที่เหมาะสมที่สุดจะทำโดยการขยับแกนเส้นตรงไปยังจุดกำเนิดในแนวขนานจนกระทั่งเส้นตรงกลายเป็นเส้นสัมผัสของอิมเมจของเซตที่เป็นไปได้ ในที่นี้อิมเมจของเซตที่เป็นไปได้คือ C_s จากภาพที่ 3 จะได้ว่าจุด A คือจุดสัมผัส ถ้าหากว่าค่าน้ำหนักที่ถูกกำหนดไว้ในฟังก์ชันอรรถประโยชน์เป็นค่าที่ยอมรับได้ เราสามารถสรุปได้ว่าคำตอบ x ที่เหมาะสมที่สุดจะถูกแทนโดยจุด A

วิธีการนี้เป็นวิธีการยุบวัตถุประสงค์ทั้งหมดให้เหลือเพียงวัตถุประสงค์เดียวโดยการใช้ค่าน้ำหนัก จะเห็นได้ว่าเมื่อค่าน้ำหนักเปลี่ยนไปก็จะทำให้คำตอบที่ได้เปลี่ยนแปลงไปด้วย เนื่องจากความชันเปลี่ยน ดังนั้นจึงขึ้นอยู่กับการพิจารณาของผู้ใช้ว่าควรจะให้ค่าน้ำหนักเท่าไรจึงจะได้คำตอบที่เหมาะสม และตรงกับความต้องการของวัตถุประสงค์มากที่สุด

2.1.5 วิธีการหาค่าเหมาะสมที่สุดโดยการจำกัดค่าด้วย ε (ε-constraint) [9]

วิธีการหาค่าเหมาะสมที่สุดโดยการจำกัดค่าด้วย ε เป็นวิธีการแก้ปัญหาที่มีหลายวัตถุประสงค์ที่เป็นที่รู้จักมากที่สุดอีกวิธีการหนึ่ง วิธีการนี้สามารถใช้แก้ปัญหาที่มีหลายวัตถุประสงค์กรณีที่ C_s ไม่มีคุณสมบัติผิวหน้านูนได้

จากนิยามการหาค่าเหมาะสมที่สุดสำหรับปัญหาที่มีหลายวัตถุประสงค์

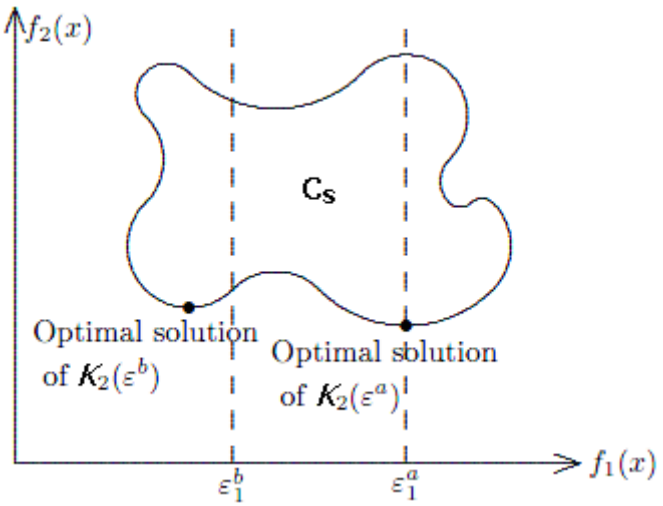
$$\min_{x \in X}(f_1(x), f_2(x), \ldots, f_k(x))$$

สามารถเขียนแทนนิยามข้างต้นโดยการจำกัดค่าด้วย ε ได้ว่า

$$\min_{x \in X} f_j(x) \tag{4}$$

เมื่อ $f_p(x) \leq \varepsilon_p$ โดยที่ $p = 1, \ldots, k$ และ $p \neq j$

สมการที่ (4) คือสมการที่ใช้หาค่าเหมาะสมที่สุดโดยการจำกัดค่าด้วย ε วิธีการคือเลือกฟังก์ชันวัตถุประสงค์จากฟังก์ชันวัตถุประสงค์ทั้งหมด k ฟังก์ชันออกมาหนึ่งฟังก์ชัน ฟังก์ชันวัตถุประสงค์ที่ถูกเลือกจะถูกเรียกว่า $f_j(x)$ ส่วนฟังก์ชันวัตถุประสงค์ที่ไม่ได้ถูกเลือกอีก k-1 ฟังก์ชันจะถูกเรียกว่า $f_p(x)$ ค่า p ใช้สำหรับแสดงลำดับที่ประจำฟังก์ชันมีค่าตั้งแต่ 1 ถึง k แต่ไม่ซ้ำกับ j จากนั้นทำการจำกัดค่าขอบเขตบนของฟังก์ชันวัตถุประสงค์ที่ไม่ได้ถูกเลือกแต่ละฟังก์ชันด้วยค่า ε เพื่อแสดงว่าเป็นค่าเฉพาะของแต่ละฟังก์ชันวัตถุประสงค์จึงเขียนแทนด้วย ε_p จะได้ค่าเหมาะสมที่สุดสำหรับปัญหาที่มีหลายวัตถุประสงค์คือค่า x ที่ทำให้ฟังก์ชันวัตถุประสงค์ที่ถูกเลือก $f_j(x)$ มีค่าต่ำที่สุด โดยที่ $x \in \boldsymbol{X}$ และ $f_j(x)$ มีค่าจำกัดอยู่ภายในขอบเขตของฟังก์ชันวัตถุประสงค์อื่นที่ไม่ได้ถูกเลือก $f_p(x)$ ตัวอย่างของวิธีการนี้ถูกแสดงไว้ในภาพที่ 5



ภาพที่ 4: กราฟแสดงจุดที่เหมาะสมที่สุดของวิธีการจำกัดค่าด้วย ε สำหรับปัญหาที่มีสองวัตถุประสงค์ [9]

จากภาพที่ 4 เป็นการแก้ปัญหาที่มีสองวัตถุประสงค์ (k = 2) โดยใช้วิธีการจำกัดค่าด้วย ε ในกรณีนี้ค่า j = 2 และค่า p = 1 จุด K_2 แทนจุดที่เหมาะสมที่สุด จะเห็นว่าจุด K_2 สามารถเปลี่ยนตำแหน่งได้โดยขึ้นอยู่กับการกำหนดค่าขอบเขตบน (ε_1) ให้กับฟังก์ชัน

วัตถุประสงค์ $f_1(x)$ และจุด K_2 ไม่จำเป็นต้องอยู่บนเส้นตรง $f_1(x) = \varepsilon_1$ แต่ว่าจุด K_2 จำเป็นต้องอยู่ภายในขอบเขตของ $f_1(x) \leq \varepsilon_1$

วิธีการที่กล่าวมาในข้อ 2.1.4 และ 2.1.5 เป็นเพียงทฤษฎีพื้นฐานในการหาค่าเหมาะสมที่สุดสำหรับปัญหาที่มีหลายวัตถุประสงค์ การเลือกวิธีการจำเป็นต้องวิเคราะห์ และจำแนกประเภทของปัญหาให้ได้เสียก่อน เพื่อที่จะสามารถเลือกวิธีการหาคำตอบที่เหมาะสมกับปัญหานั้นได้ สำหรับเกณฑ์การจำแนกประเภทของปัญหาที่มีหลายวัตถุประสงค์สำหรับงานวิจัยนี้มีดังต่อไปนี้ [19]

- พิจารณาเซตที่เป็นไปได้จะแบ่งเป็นแบบต่อเนื่องหรือดิสครีท (continuous หรือ discrete) และมีจำนวนไม่จำกัดหรือจำกัด (infinite หรือ finite)
- พิจารณาฟังก์ชันวัตถุประสงค์จะแบ่งเป็นประเภทเชิงเส้น, ไม่เชิงเส้นหรือไม่เรียบ (linear, non-linear หรือ non-smooth)
- พิจารณาขอบเขตพาเรโตจะแบ่งเป็นมีหรือไม่มีคุณสมบัติผิวหน้านูน (convex หรือ non-convex) และมีลักษณะต่อหรือไม่ต่อกัน (connect หรือ disconnect)

2.2 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

Kyrylov, V. [12] (Balancing Gains, Risks, Costs, and Real-Time Constraints in the Ball Passing Algorithm for the Robotic Soccer) ได้นำเสนอวิธีการส่งบอลบนพื้นโดยใช้วิธีการคำนวณหาค่าเหมาะสมที่สุดสำหรับปัญหาที่มีหลายวัตถุประสงค์ มีการกำหนดฟังก์ชันผลประโยชน์, ฟังก์ชันความเสี่ยง และฟังก์ชันค่าใช้จ่าย (Gain, Risk และ Cost) เพื่อใช้ประกอบการตัดสินใจ รวมทั้งมีการคำนึงถึงการลดจำนวนการคำนวณลง เพื่อปรับปรุงประสิทธิภาพขณะใช้งานในการจำลองแบบตอบสนองทันกาล การส่งบอลจะมีค่าตัวแปรแรงและทิศทางในการส่งบอล โดยจะพิจารณาจากจุดปลายทาง (x, y) และความเร็วปลายทางของลูกบอลที่ต้องการ งานวิจัยนี้ใช้โปรแกรมจำลองการแข่งขันฟุตบอลแบบสองมิติที่มีชื่อว่า Tao of Soccer [24]

ฟังก์ชันผลประโยชน์ (Gains) คือรางวัล (reward) เป็นค่าที่ต้องการทำให้มากขึ้น ฟังก์ชันผลประโยชน์จะมี 2 ฟังก์ชันคือฟังก์ชันค่ายุทธวิธี (tactical value) และฟังก์ชันโอกาสในการทำประตู (scoring chance) โดยค่ายุทธวิธีจะกระตุ้นให้ส่งบอลไปทางประตูฝ่ายตรงข้ามมากกว่าการส่งบอลกลับ ส่วนโอกาสในการทำประตูจะขึ้นอยู่กับจำนวนผู้เล่นฝ่ายตรงข้ามที่อยู่ระหว่างจุดปลายทาง (x, y) และประตูฝ่ายตรงข้าม โดยผู้วิจัยจะออกแบบฟังก์ชันดังกล่าวโดยอ้างอิงจากงานวิจัย [14, 22] และ [27] ตามลำดับ

- ฟังก์ชันค่ายุทธวิธี [14, 22] จะมีค่าแปรผันตามกับตำแหน่งของลูกบอล โดยจะมีค่ามากขึ้นเมื่อลูกบอลเข้าใกล้ประตูฝ่ายตรงข้ามหรือเข้าใกล้มุมสนามฟุตบอลของแดนฝ่ายตรงข้าม ดังนั้นฟังก์ชันนี้จะเป็นการกระตุ้นให้ส่งบอลไปยังทิศทางของประตูฝ่ายตรงข้ามหรือมุมสนามฟุตบอลของแดนฝ่ายตรงข้าม
- ฟังก์ชันโอกาสในการทำประตู [27] ฟังก์ชันนี้มีค่าขึ้นอยู่กับระยะห่างของผู้ยิงประตู มุมที่ทำกันระหว่างเสาประตูทั้งสองด้านมายังผู้ยิงประตู จำนวนฝ่ายตรงข้ามที่ขวางทาง และแรงที่ใช้ในการยิงประตู ถ้าหากค่าของฟังก์ชันมีค่าสูงหมายความว่ามีโอกาสในการทำประตูสูง

ฟังก์ชันความเสี่ยง (Risks) จะคำนึงถึงค่าต่อไปนี้สำหรับจุด (x, y) ที่ต้องการส่งบอลไป เป็นค่าที่ต้องการทำให้ลดลง

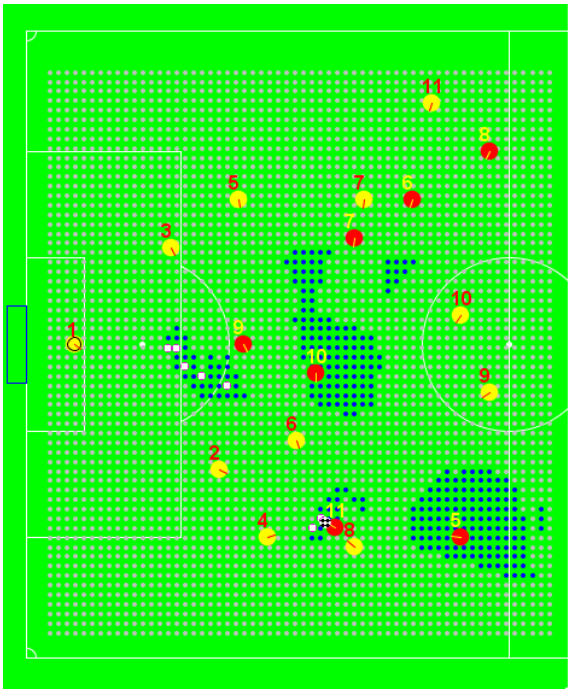
- ฟังก์ชัน $r_1(x, y)$ ฝ่ายตรงข้ามอาจถึงจุด (x, y) ก่อน ฟังก์ชันนี้มีค่าขึ้นอยู่กับความต่างของเวลาที่จะมาถึงจุด (x, y) ระหว่างเพื่อนร่วมทีม และฝ่ายตรงข้ามที่เร็วที่สุด
- ฟังก์ชัน $r_2(x, y)$ บอลอาจถูกแย่งก่อนที่จะถึงจุด (x, y) ฟังก์ชันนี้มีค่าขึ้นอยู่กับความต่างของเวลาระหว่างเวลาที่บอลจะไปถึงจุด (x, y) และเวลาที่ฝ่ายตรงข้ามจะมาดักทางได้ก่อน
- ฟังก์ชัน $r_3(x, y)$ เพื่อนร่วมทีมอาจวิ่งไปถึงจุด (x, y) ไม่ทัน ฟังก์ชันนี้มีค่าขึ้นอยู่กับความต่างของเวลาที่จะมาถึงจุด (x, y) ระหว่างเพื่อนร่วมทีม และบอล ค่าความเสี่ยงจะสูงขึ้นถ้าหากบอลมีความเร็วมากเกินไป
- ฟังก์ชัน $r_4(x, y)$ ฝ่ายตรงข้ามมีจำนวนมากเกินไป ฟังก์ชันนี้มีค่าขึ้นอยู่กับความต่างของเวลาที่จะมาถึงจุด (x, y) ระหว่างบอล และฝ่ายตรงข้ามที่เร็วที่สุดเป็นอันดับสอง
- ฟังก์ชัน $r_5(x, y)$ ถ้าหากเพื่อนร่วมทีมมารับบอลไม่ทัน บอลอาจจะออกนอกสนาม ฟังก์ชันนี้มีค่าขึ้นอยู่กับค่าติดลบของช่วงเวลาที่บอลจะออกนอกสนามหลังจากผ่านจุด (x, y) แล้ว
- ฟังก์ชัน $r_6(x, y)$ เพื่อนร่วมทีมอาจเหนื่อย ฟังก์ชันนี้มีค่าขึ้นอยู่กับผลต่างของเวลาปัจจุบันกับเวลาที่เพื่อนร่วมทีมส่งสัญญาณบอกว่าเริ่มหมดแรง
- ฟังก์ชัน $r_7(x, y)$ บอลอาจจะไปไม่ถึงจุด (x, y) เพราะว่าจุด (x, y) ไกลเกินไปเมื่อพิจารณาจากความเร็วต้นของบอล นอกจากนี้ระยะทางที่บอลเคลื่อนที่ไปได้จริงอาจไม่เท่ากับค่าที่คำนวณได้จากสูตรการเคลื่อนที่ของฟิสิกส์ กรณีแบบนี้มี

สาเหตุมาจากสัญญาณรบกวน (noise) ค่าของฟังก์ชันนี้จะใช้สำหรับชดเชยข้อจำกัดจากสัญญาณรบกวนดังกล่าว

ฟังก์ชันค่าใช้จ่าย (Costs) มีค่าขึ้นอยู่กับช่วงเวลาที่ลูกบอลต้องใช้ไปก่อนจะไปถึงจุดปลายทางที่มีค่ารางวัลที่ต้องการเป็นค่าที่ต้องการทำให้ลดลง ซึ่งจะส่งผลกระทบให้ไม่มีการส่งบอลไกลเกินไป

ขั้นตอนการหาจุดที่เหมาะสมที่สุดสำหรับปัญหาที่มีหลายวัตถุประสงค์ของงานวิจัยนี้

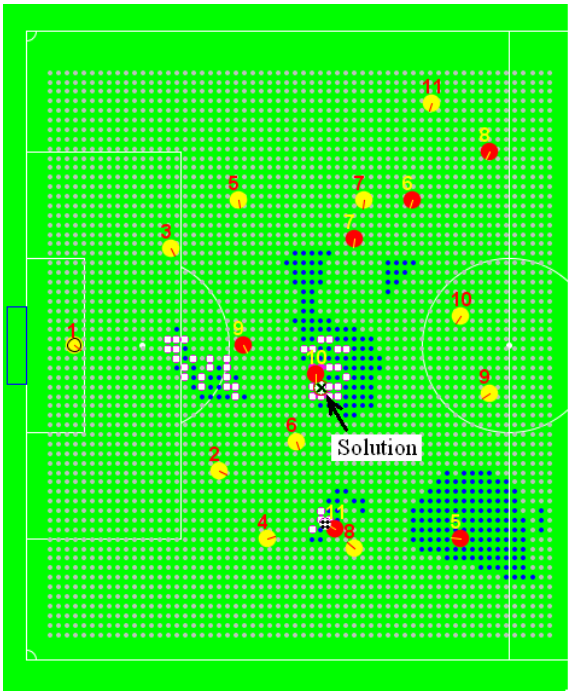
1. สร้างกริด (grid) ที่ประกอบไปด้วยจุด (x, y) ขึ้นมาทั้งหมด 3600 จุดบนสนาม
2. คัดเลือกจุดที่สร้างขึ้นโดยการหาค่าของฟังก์ชันความเสี่ยงทั้ง 7 ฟังก์ชันของแต่ละจุด จุดที่มีค่าความเสี่ยงสูงจะถูกตัดออก ผู้วิจัยไม่ได้ระบุว่าค่าความเสี่ยงที่ใช้ควรมีระดับไม่เกินเท่าไร และไม่ได้ระบุว่ามีการจัดลำดับความสำคัญของความเสี่ยงของแต่ละฟังก์ชันหรือไม่
3. จุดที่ผ่านการคัดเลือกจะถูกนำไปใช้ค้นหาเซตของดุลยภาพสูงสุดพาเรโต จากภาพที่ 5 จุดสีฟ้าคือจุดที่ผ่านการคัดเลือก และจุดสีขาวคือจุดในเซตของดุลยภาพสูงสุดพาเรโต
4. เมื่อหาเซตของดุลยภาพสูงสุดพาเรโตได้แล้วจึงหาจุดที่เหมาะสมที่สุดจากเซตดังกล่าว ผู้วิจัยได้เปรียบเทียบวิธีการหาจุดที่เหมาะสมที่สุด 2 วิธี โดยวิธีที่ 1 ใช้วิธีการยุบวัตถุประสงค์ทั้งหมดให้เหลือวัตถุประสงค์เดียว วิธีที่ 2 ใช้อัลกอริทึม (algorithm) ในภาพที่ 7 ซึ่งเป็นอัลกอริทึมที่ผู้วิจัยออกแบบขึ้นมาเอง
5. ผลการทดสอบพบว่าวิธีที่ 2 มีความยืดหยุ่น และเหมาะสมมากกว่า เนื่องจากปัญหาที่มีหลายวัตถุประสงค์ในงานวิจัยนี้ไม่มีคุณสมบัติผิวหน้านูน (non-convex) ทำให้วิธีการแรกไม่เหมาะสม ซึ่งต่างจากวิธีที่ 2 ที่ออกแบบมาเพื่อแก้ปัญหาการส่งบอลโดยเฉพาะ



ภาพที่ 5: สมาชิกของเซตดุลยภาพสูงสุดพาเรโต (จุดสี่เหลี่ยมสีขาว) [12]

จากภาพที่ 5 จะเห็นว่าผลลัพธ์ของเซตดุลยภาพสูงสุดพาเรโตที่ได้จากการคำนวณของผู้ครองบอลหมายเลข 11 ทีมสีแดงไม่มีการคำนึงถึงการส่งบอลไปให้เพื่อนร่วมทีมหมายเลข 10 เลย เพื่อเพิ่มความยืดหยุ่น และเพิ่มตัวเลือกในการส่งบอลให้มากขึ้น ผู้วิจัยจึงทดลองใช้วิธีการหาเซตของดุลยภาพสูงสุดพาเรโต-ε แทน ซึ่งผู้วิจัยอ้างว่าถือเป็นการชดเชยความผิดพลาดจากการคำนวณค่าฟังก์ชันวัตถุประสงค์ด้วย

จากภาพที่ 6 จะเห็นว่าจำนวนสมาชิกในเซตของดุลยภาพสูงสุดพาเรโต-ε จะมีมากกว่าเดิม และมีผลลัพธ์ครอบคลุมถึงผู้เล่นหมายเลข 10 ทีมสีแดงด้วย สำหรับการลดการคำนวณเพื่อใช้งานในการจำลองแบบตอบสนองทันกาล หลักสำคัญคือการลดจำนวนจุดที่จะพิจารณา ซึ่งเดิมมี 3600 จุด ผู้วิจัยได้เสนอวิธีการ 2 วิธี วิธีแรกใช้การสุ่มจุดขึ้นมารอบๆ ตัวผู้เล่น วิธีต่อมาคือปรับลดจำนวนจุดแต่ละรอบการคำนวณให้มีปริมาณที่เหมาะสม เนื่องจากอัลกอริทึมที่ใช้ มีค่าความซับซ้อนทางเวลา (time complexity) คือ $O(N^2)$ ดังนั้นจึงสามารถประมาณจำนวนจุด (N) ไม่ให้เยอะเกินจนเกิดอาการหน่วงได้ วิธีการลดจำนวนจุดที่กล่าวมานี้จะถูกใช้แทนการสร้างกริดตามขั้นตอนในข้อ 1. อย่างไรก็ตามการตัดจุดพิจารณาออกไปก่อนที่จะมีการคำนวณหาเซตของดุลยภาพสูงสุดพาเรโตนั้น อาจมีโอกาสทำให้จุดที่เหมาะสมที่สุดถูกตัดออกไปด้วย



ภาพที่ 6: สมาชิกของเซตดุลยภาพสูงสุดพาเรโต-ε (จุดสี่เหลี่ยมสีขาว) [12]

Kyrylov ได้ศึกษา และสรุปประเภทของปัญหาที่มีหลายวัตถุประสงค์สำหรับการจำลองการแข่งขันฟุตบอลเอาไว้ดังนี้ [19]

- เซตที่เป็นไปได้จะเป็นแบบดิสครีท (discrete) และมีจำนวนจำกัด (finite)
- ฟังก์ชันวัตถุประสงค์จะเป็นประเภทไม่เชิงเส้น (non-linear)
- ขอบเขตพาเรโตจะไม่มีคุณสมบัติผิวหน้านูน (non-convex) และมีลักษณะไม่ต่อกัน (disconnect)

```
S := P;
for ( k := 1 to K-1 )
{
 With probability wj, randomly select j-th criterion;
 Find the element x ∈ S having the maximal value of
gj(x);
 remove x from S;
}
return the last remaining element in S"
```

(Kyrylov, 2006, p. 9)

ภาพที่ 7: อัลกอริทึมที่ผู้วิจัยใช้หาจุดที่เหมาะสมที่สุด [19]

จากภาพที่ 7 ตัวแปร P คือเซตของดุลยภาพสูงสุดพาเรโต ตัวแปร K คือจำนวนสมาชิกในเซตของดุลยภาพสูงสุดพาเรโต ตัวแปร wj คือค่าความน่าจะเป็นของฟังก์ชัน

วัตถุประสงค์ที่ j และ gj(x) คือฟังก์ชันวัตถุประสงค์ที่ j การทำงานของอัลกอริทึมจะเริ่มต้นเก็บเซตของดุลยภาพสูงสุดพาเรโตไว้ที่ตัวแปร S จากนั้นเข้าลูป (loop) for ซึ่งจะใช้เวลาทำงานทั้งหมด K-1 รอบ แต่ละรอบจะทำการสุ่มฟังก์ชันวัตถุประสงค์ขึ้นมาหนึ่งฟังก์ชัน การสุ่มจะขึ้นอยู่กับค่าความน่าจะเป็นซึ่งได้มาจากความสำคัญของฟังก์ชันวัตถุประสงค์นั้น ถ้าหากมีค่าความน่าจะเป็นมากก็มีโอกาสถูกเลือกมากกว่าฟังก์ชันอื่น เมื่อเลือกฟังก์ชันวัตถุประสงค์ได้แล้วให้พิจารณาสมาชิกแต่ละตัวใน S สมาชิกตัวใดที่ทำให้ค่าของฟังก์ชันวัตถุประสงค์ที่ถูกเลือกมามีค่าสูงที่สุด ให้ตัดสมาชิกตัวนั้นออกไปจาก S หลังจากนั้นจึงเริ่มทำงานรอบต่อไป หมายความว่าจะมีสมาชิกถูกกำจัดออกไปรอบละหนึ่งตัว ดังนั้นเมื่อทำงานครบทุกรอบแล้วจะเหลือจุดสุดท้ายที่เป็นสมาชิกของ S เป็นจุดที่เหมาะสมที่สุดสำหรับการส่งลูกฟุตบอล

งานวิทยานิพนธ์นี้จะนำวิธีการที่ใช้ในงานวิจัยนี้มาปรับปรุง และพัฒนาเพื่อเพิ่มการส่งบอลยาวหรือการส่งลูกโด่ง และจะใช้การจำลองการแข่งขันแบบสามมิติแทนการจำลองการแข่งขันแบบสองมิติเพื่อแสดงให้เห็นถึงวิถีการเคลื่อนที่ของลูกโด่งได้อย่างชัดเจน

Xu Yuan, Tan Yingzi [28] (Rational Passing Decision Based on Region for the Robotic Soccer) ได้เสนอวิธีการส่งบอลโดยอิงจากพื้นที่ (region) แทนการอ้างอิงจากตำแหน่ง ผู้วิจัยได้กล่าวถึงวิธีการส่งบอลที่ผ่านมาว่ามักจะมุ่งเน้นไปที่การใช้วิธีการค้นหา, วิธีการเรียนรู้ และวิธีการเคลื่อนที่ประสานกัน (searching, learning และ coordination) ผู้วิจัยอ้างว่าวิธีการดังกล่าวมักจะให้ผลไม่เป็นที่น่าพอใจนัก สาเหตุเนื่องมาจากว่ามีตำแหน่งหรือจุดพิกัดที่ต้องนำมาพิจารณามากมาย ประสิทธิภาพของวิธีการดังกล่าวจะขึ้นอยู่กับฟังก์ชันประเมินคุณค่า (evaluation function) ซึ่งบางครั้งจำเป็นต้องใช้ข้อมูลที่แม่นยำ แต่ว่าข้อมูลดังกล่าวไม่สามารถหาได้จาก Soccer Server 3D เพราะว่าตัว Server มีการสร้างสัญญาณรบกวน ขึ้นมาในระบบตลอดเวลา นอกจากนี้การกำหนดกฎการตัดสินใจต่างๆ อาจจะไม่สามารถครอบคลุมได้ในทุกสถานการณ์

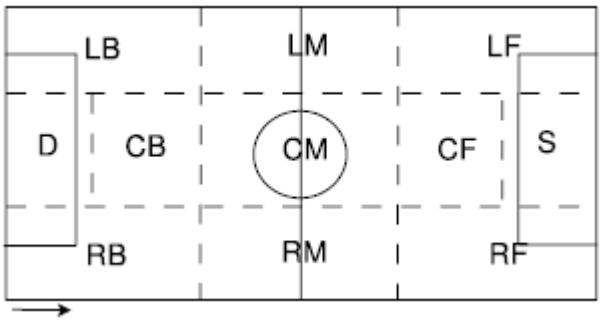
หลักการที่งานวิจัยนี้นำเสนอคือแบ่งพื้นที่ในสนามออกเป็นส่วนๆ การส่งบอลจะพิจารณาจากพื้นที่แทนตำแหน่ง โดยจะส่งบอลไปที่จุดศูนย์กลางของพื้นที่นั้นๆ แทน เนื่องจากว่าพื้นที่มีบริเวณกว้าง จึงทำให้มีโอกาสน้อยที่จะส่งบอลออกนอกเขตพื้นที่เป้าหมาย กล่าวคือถ้าหากเปรียบเทียบกับการส่งบอลไปที่ตำแหน่งใดตำแหน่งหนึ่งเพียงจุดพิกัดเดียว การส่งบอลโดยอิงจากจุดพิกัดจะมีโอกาสสูงมากกว่าที่บอลจะเคลื่อนที่เลยไปจากตำแหน่งเป้าหมาย

การแบ่งประเภทของพื้นที่ในงานวิจัยนี้เป็นดังต่อไปนี้

- พื้นที่ตามยุทธวิธี (Tactical region) คือพื้นที่สนามฟุตบอลที่ถูกแบ่งออกเป็นส่วนต่างๆ ตามที่งานวิจัยนี้กำหนดไว้ดังภาพที่ 8 แต่ละพื้นที่จะมีค่ารางวัล

(reward) หรือค่ายุทธวิธี (tactical value) ซึ่งผู้วิจัยกล่าวว่าค่ารางวัลจะถูกกำหนดโดยอิงกับทฤษฎีฟุตบอล และสถานการณ์บนสนามฟุตบอล

- พื้นที่ครอบครอง (Dominant region) คือพื้นที่ที่คำนวณได้ว่าผู้เล่นคนที่ n สามารถวิ่งเข้ามาได้เร็วกว่าคนอื่น โดย n ใช้แทนเบอร์ผู้เล่นที่กำลังถูกพิจารณา
- พื้นที่ที่ส่งบอลได้ (Passable region) คือพื้นที่ที่คำนวณได้ว่าผู้ครองบอลสามารถส่งบอลไปได้ โดยจะคำนึงถึงระยะทางสูงสุดที่ผู้ครองบอลจะส่งบอลไปถึง และทิศทางที่บอลสามารถถูกส่งไปได้โดยที่ไม่มีฝ่ายตรงข้ามมาขวางทางบอล
- พื้นที่ที่บอลตก (Falling region) คือพื้นที่ที่คาดว่าบอลอาจจะไปตกเพราะสัญญาณรบกวน เนื่องจากการส่งบอลแต่ละครั้ง แม้ว่าจะใช้แรงที่มีขนาด และทิศทางเดิม แต่ลูกบอลก็อาจเคลื่อนที่ไปอยู่ตำแหน่งที่ต่างกันได้ เพราะว่ามีสัญญาณรบกวนจาก Soccer Server 3D ดังนั้นจึงมีการคำนวณเพื่อชดเชยค่าความคลาดเคลื่อนในการส่งบอล



ภาพที่ 8: พื้นที่ตามยุทธวิธีบนสนามฟุตบอล [28]

Define: $\mathrm{A}(\boldsymbol{R})$ return the area of region $\boldsymbol{R}$
Define: $\mathrm{C}(\boldsymbol{R})$ return the centroid of region $\boldsymbol{R}$
Define: n the passer number
Define: $\boldsymbol{Rt_i}$ the ith tactical region on the field
Define: $reward_i$ the tactical value of ith tactical region on the field, it is set according to tactics in soccer theory and situation on the field
Define: $\mathcal{RT} = \{\boldsymbol{Rt_1}, \ldots, \boldsymbol{Rt_{11}}\}$ the set of tactical regions order by its tactical value
$\boldsymbol{Rp} \leftarrow$ the passable region of the passer
$v_m \leftarrow 0$
$\boldsymbol{R_m} \leftarrow NULL$
for all $\boldsymbol{Rt_i}$ in $\mathcal{RT}$ **do**
  $\boldsymbol{Rp_i} \leftarrow \boldsymbol{Rp} \cap \boldsymbol{Rt_j}$
  for all j such that $1 \leq j \leq 11$ and $j \neq n$ **do**
    $\boldsymbol{Rd_j} \leftarrow$ the dominate region of the teammate j
    $\boldsymbol{Rp_{ij}} \leftarrow \boldsymbol{Rp_i} \cap \boldsymbol{Rd_j}$
    if $\boldsymbol{Rp_{ij}} \neq NULL$ **then**
      $\boldsymbol{Pp_{ij}} \leftarrow \mathrm{C}(\boldsymbol{Rp_{ij}})$
      $\boldsymbol{Rf_{ij}} \leftarrow$ the falling region when passing the ball to $\boldsymbol{Pp_{ij}}$
      $\boldsymbol{R} \leftarrow \boldsymbol{Rf_{ij}} \cap \boldsymbol{Rp_{ij}}$
      $v \leftarrow \mathrm{A}(\boldsymbol{R})/\mathrm{A}(\boldsymbol{Rf_{ij}}) * reward_j$
      if $v > v_m$ **then**
        $v_m \leftarrow v$
        $\boldsymbol{R_m} \leftarrow \boldsymbol{R}$
      end if
    end if
  end for
end for
return $\mathrm{C}(\boldsymbol{R_m})$

ภาพที่ 9: อัลกอริทึมในการตัดสินใจการส่งบอลแบบ RPDR [28]

จากภาพที่ 9 จะเห็นว่าการทำงานจะมีลูป for ซ้อนกันสองลูป ลูปชั้นนอกจะเริ่มพิจารณาจากพื้นที่ยุทธวิธีรอบละพื้นที่ หาพื้นที่ทับกันระหว่างพื้นที่ยุทธวิธีที่ถูกพิจารณาในรอบนั้นกับพื้นที่ที่ส่งบอลได้ของผู้ครองบอล เก็บค่าพื้นที่ดังกล่าวไว้ในตัวแปร R_{pi} จากนั้นเข้าลูปชั้นในซึ่งจะพิจารณาเพื่อนร่วมทีมของผู้ครองบอลรอบละคน หาพื้นที่ทับกันระหว่างพื้นที่ครอบครองของเพื่อนร่วมทีมที่ถูกพิจารณาในรอบนั้นกับพื้นที่ R_{pi} เก็บค่าพื้นที่ดังกล่าวไว้ในตัวแปร R_{pij} ถ้าหากค่า R_{pij} ไม่ใช่ค่า null ให้คำนวณหาพื้นที่ที่บอลตก R_{fij} เมื่อพิจารณาว่าจะส่งบอลไปที่จุดศูนย์กลางของพื้นที่ R_{pij} จากนั้นหาพื้นที่ทับกันระหว่าง R_{fij} กับ R_{pij} แล้วเก็บค่าพื้นที่ดังกล่าวไว้ในตัวแปร R ทำการคำนวณค่ารางวัลของลูปรอบนี้ โดยคิดเป็นสัดส่วนระหว่างพื้นที่ R เทียบกับกับพื้นที่ R_{fij} เก็บค่ารางวัลของลูปรอบนี้ไว้ใน v แล้วเปรียบเทียบกับค่ารางวัลของลูปรอบที่ผ่านมา v_m (ถ้าหากเป็นการคำนวณรอบแรก ค่านี้จะเป็น 0) ถ้าหากค่ารางวัล v ของลูปในปัจจุบันมากกว่าเดิมก็ให้ v_m เก็บค่า v และเก็บพื้นที่ R ลงตัวแปร R_m การทำแบบนี้เป็นการเก็บค่าพื้นที่ที่ให้ค่ารางวัลมากกว่าไปเรื่อยๆ ดังนั้นเมื่อทำงานครบทุกลูปแล้วพื้นที่ R_m สุดท้ายที่ได้จะเป็นพื้นที่ที่มีค่ารางวัลสูงที่สุด กล่าวคือเป็นพื้นที่ที่บอลจะถูกส่งไปนั่นเอง โดยจะทำการส่ง

บอลไปที่จุดศูนย์กลางของพื้นที่ R_m ผู้วิจัยให้ชื่อการตัดสินใจส่งบอลแบบนี้ว่า Rational Passing Decision based on Region (RPDR)

การวัดผลจะทำการเปรียบเทียบระหว่างวิธีการส่งบอลที่ผู้วิจัยเสนอกับวิธีการส่งบอลแบบอิงกับตำแหน่ง Position Searching Passing Decision (PSPD) การวัดผลจะมีสองขั้นตอน ขั้นแรกจะทำการเปรียบเทียบช่วงเวลาที่ใช้ในการคำนวณเพื่อส่งบอล และช่วงเวลาการครองบอล การวัดผลแบบนี้จะถูกทดสอบใน Keepaway Soccer ซึ่งเป็นเทสเบด (testbed) สำหรับทดสอบปัญหาย่อยในการจำลองการแข่งขันฟุตบอล ใช้งานกับ Soccer Server 3D [23] การวัดผลขั้นต่อมาคือการเปรียบเทียบอัตราการส่งบอลสำเร็จ (success rate) และจำนวนประตูที่ทำได้ของแบบจำลองการส่งบอลทั้งสองแบบนี้ (RPDR และ PSPD) การวัดผลแบบนี้จะทดสอบโดยการไปแข่งกับทีมโรโบคัพที่เข้าแข่งขันใน RoboCup 2006 คือ FC Portugal 2006, Wright Eagle 2006 และ ZJU Base 2006

ผลการทดสอบจากการแข่งขันกับทีมโรโบคัพพบว่า RPDR สามารถทำประตูได้มากกว่า และมีอัตราการส่งบอลสำเร็จเฉลี่ยที่ดีกว่า PSPD คือมีอัตราการส่งบอลสำเร็จเฉลี่ย 72.33% และ 63.33% ตามลำดับ ส่วนผลทดสอบจาก Keepaway Soccer ได้ผลว่า RPDR ใช้เวลาการตัดสินใจในการส่งบอลน้อยกว่า PSPD เนื่องจากมีการคำนวณที่ไม่ซับซ้อน เพราะมีจำนวนฟังก์ชันประเมินคุณค่าน้อยกว่า และยังมีช่วงเวลาการครองบอลนานกว่าด้วย

จุดที่น่าสนใจของงานวิจัยนี้คือใช้วิธีการตัดสินใจที่แตกต่างกับงานอื่นๆ โดยทั่วไป และให้ผลลัพธ์ออกมาดีมาก จากอัลกอริทึมในภาพที่ 9 จะเห็นว่าค่าที่ส่งผลกระทบต่อการตัดสินใจมากที่สุดคือค่ารางวัล น่าเสียดายที่ผู้วิจัยไม่ได้ให้รายละเอียดเกี่ยวกับการกำหนดค่ารางวัลดังกล่าวเลย ผู้วิจัยแค่กล่าวว่าใช้ทฤษฎีฟุตบอล และสถานการณ์บนสนามในการกำหนดค่ารางวัล ทำให้ไม่สามารถวิเคราะห์ได้ว่าค่ารางวัลดังกล่าวใช้มาตรฐานอะไรเป็นเกณฑ์ การกำหนดค่าดังกล่าวมีความเป็นเหตุเป็นผลหรือไม่ เพราะว่าการที่ได้ผลลัพธ์ออกมาดีนั้นอาจจะไม่ได้หมายความว่าปัญญาประดิษฐ์มีความฉลาด แต่ว่าเป็นเพราะผู้พัฒนาใช้วิธีการโกงค่า [20] เหมือนอย่างที่ได้กล่าวมาแล้วข้างต้น สำหรับข้อจำกัดต่างๆ ที่ผู้วิจัยกล่าวถึงเนื่องจากงานวิทยานิพนธ์นี้พัฒนาโปรแกรมจำลองการแข่งขันฟุตบอลเพื่อพัฒนาปัญญาประดิษฐ์เอง ไม่ได้ใช้ Soccer Server 3D จึงทำให้งานวิทยานิพนธ์นี้ไม่มีผลกระทบจากปัญหาดังกล่าว อย่างไรก็ตามเมื่อพิจารณาเปรียบเทียบวิธีการส่งบอลในงานวิจัยนี้กับวิธีการส่งบอลในงานวิจัยที่ถูกนำเสนอมาก่อนจะได้ว่า

ตารางที่ 1: เปรียบเทียบข้อแตกต่างพื้นฐานของวิธีการส่งบอลในงานวิจัยที่นำเสนอ

	Pareto Optimal	RPDR
Gains	- เน้นให้ส่งไปข้างหน้า - เน้นให้ส่งไปตำแหน่งที่ยิงประตูได้	- ให้ส่งไปยังจุดศูนย์กลางของพื้นที่ที่มีค่ารางวัลสูงสุด
Risks	- ฝ่ายตรงข้ามมาถึงจุดรับบอลก่อน - บอลถูกแย่งระหว่างทาง - เพื่อนวิ่งไปรับบอลไม่ทัน - ส่งบอลไปแล้ว เพื่อนถูกรุมแย่งบอล - บอลออกนอกสนาม ถ้าเพื่อนมารับไม่ทัน - เพื่อนหมดแรง - ชดเชยความผิดพลาดจากสัญญาณรบกวน	- ฝ่ายตรงข้ามมาถึงจุดรับบอลก่อน - บอลถูกแย่งระหว่างทาง - ชดเชยความผิดพลาดจากสัญญาณรบกวน
Costs	เน้นให้ส่งบอลสั้น	ไม่มี
Complexity	สูงกว่า	ต่ำกว่า
Learning	ไม่มี	ไม่มี

จากตารางที่ 1 จะเห็นได้ว่าวิธีการส่งบอลของงานวิจัยที่ใช้ทฤษฎีของพาเรโตมีความละเอียดมากกว่า แต่ว่าในขณะเดียวกันก็มีความซับซ้อนมากกว่าด้วย ทั้งสองงานวิจัยไม่มีการใช้การเรียนรู้ทำให้ยังสามารถพัฒนาการตัดสินใจในการส่งบอลขึ้นไปได้อีก โดยการเพิ่มเติมการเรียนรู้เพื่อให้ปัญญาประดิษฐ์สามารถวิเคราะห์ และปรับค่าน้ำหนักของฟังก์ชันผลประโยชน์, ฟังก์ชันความเสี่ยง และฟังก์ชันค่าใช้จ่ายได้ตามสถานการณ์ต่างๆ เช่น ถ้าหากทีมนำอยู่หลายประตูก็ไม่จำเป็นต้องเน้นเกมบุกมาก เป็นต้น ซึ่งจะช่วยเพิ่มความสมจริงให้กับการจำลองการแข่งขันฟุตบอลได้

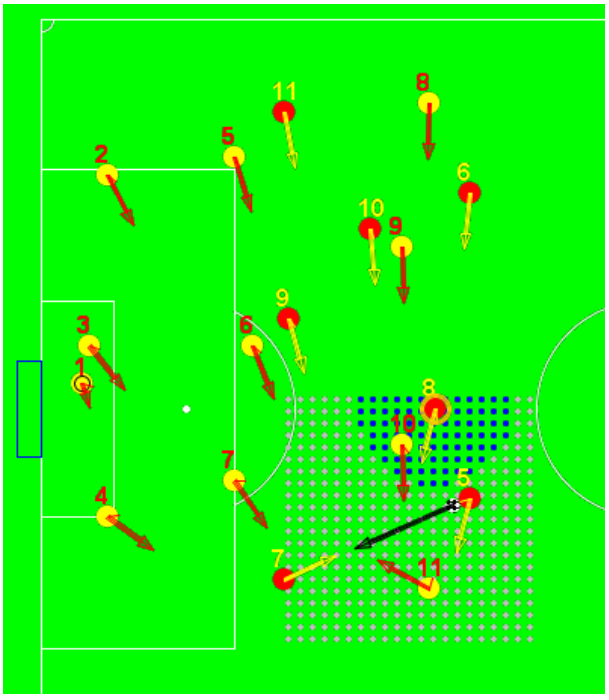
Kyrylov, V., Razykov, S. [13] (Pareto-Optimal Offensive Player Positioning in Simulated Soccer) งานวิจัยนี้จะประยุกต์ใช้วิธีการหาค่าเหมาะสมที่สุดสำหรับปัญหาที่มีหลายวัตถุประสงค์มาช่วยในการตัดสินใจเคลื่อนที่หาตำแหน่งของผู้เล่นในเกมรุกขณะที่ไม่มีบอล ผู้วิจัยคือทีมวิจัยเดียวกันกับงานวิจัยเรื่องการส่งบอลที่นำเสนอมาแล้วข้างต้น ผู้วิจัยเลือกใช้ Tao of Soccer [24] เป็นเครื่องมือในการจำลองการแข่งขันฟุตบอล โดยให้เหตุผลว่า Tao of Soccer มีหลักการทำงานเหมือนกับ Soccer Server แต่เนื่องจากมีข้อจำกัดน้อยกว่าในด้านสัญญาณรบกวน และการรับรู้ข้อมูลของภาคี ในสภาพแวดล้อมรอบข้าง ทำให้การพัฒนา และควบคุมการทำงานของปัญญาประดิษฐ์ใน Tao of Soccer ง่ายกว่าใน Soccer Server

สำหรับงานวิจัยนี้จะใช้หลักการเดียวกันกับงานวิจัยเรื่องการส่งบอล โดยมีข้อแตกต่างคือวิธีการหาเซตที่เป็นไปได้ และฟังก์ชันวัตถุประสงค์ การออกแบบวิธีการตัดสินใจจะตั้งอยู่บนสมมุติฐานที่ว่าในการแข่งขันฟุตบอล นักฟุตบอลจะนิยมส่งบอลมากกว่าการเลี้ยงบอล มีการนิยามช่วงเวลาที่บอลเริ่มถูกส่งออกจากเท้าของผู้ครองบอล แล้วเคลื่อนที่ไปจนถึงจุดที่มีคนมารับบอลต่อ ช่วงเวลานี้จะถูกคำนวณ และใช้เป็นตัวควบคุมการตัดสินใจของผู้เล่นว่าในช่วงเวลาจำกัดดังกล่าวนั้นผู้เล่นที่ไม่มีบอลควรจะเคลื่อนที่ไปที่ใด ผู้วิจัยเรียกชื่อช่วงเวลานี้ว่า

ไทม์ฮะไรเซิน (time horizon) ผู้วิจัยได้ออกแบบให้ผู้เล่นเมื่อรับบอลแล้วจะส่งบอลต่อทันทีโดยที่ไม่มีการเลี้ยงลูกบอล

ขั้นตอนในการหาเซตที่เป็นไปได้

1. พิจารณาว่าในไทม์ฮะไรเซิน ผู้เล่นจะสามารถเคลื่อนที่ไปที่ใดได้บ้าง เนื่องจากผู้เล่นมีความเร็วสูงสุดที่จำกัดทำให้สามารถคำนวณหาระยะทางที่ไกลที่สุดที่ผู้เล่นจะวิ่งไปได้ในไทม์ฮะไรเซินดังกล่าว
2. นำระยะทางที่คำนวณได้มาใช้เป็นความยาวของรัศมีเพื่อสร้างพื้นที่วงกลมล้อมรอบตัวผู้เล่น
3. พื้นที่วงกลมที่ได้จะเป็นตัวกำหนดขอบเขตที่ผู้เล่นจะไม่สามารถวิ่งเลยไปได้ในไทม์ฮะไรเซิน ดังนั้นจุดที่พิจารณาจะถูกสร้างขึ้นภายในวงกลมนี้
4. สร้างจุดอ้างอิงขึ้นมาในสนาม แต่ละผู้เล่นจะมีจุดอ้างอิงต่างกันขึ้นอยู่กับตำแหน่งของผู้เล่นในสนาม และตำแหน่งของผู้เล่นตามแผนการเล่นฟุตบอล เช่น กองหน้า กองกลาง เป็นต้น การคำนวณหาจุดอ้างอิงจะใช้สมการที่ (5) ในการคำนวณ
5. สร้างพื้นที่สี่เหลี่ยมโดยใช้จุดอ้างอิงเป็นจุดศูนย์กลาง
6. สมาชิกของเซตที่เป็นไปได้คือจุดที่อยู่ในบริเวณที่พื้นที่วงกลมของตัวผู้เล่นทับกับพื้นที่สี่เหลี่ยมของจุดอ้างอิง ตัวอย่างถูกแสดงไว้ในภาพที่ 10



ภาพที่ 10: สมาชิกของเซตที่เป็นไปได้ล้อมรอบผู้เล่นหมายเลข 8 ทีมฝ่ายบุก [13]

ฟังก์ชันวัตถุประสงค์มี 5 ฟังก์ชัน

- ผู้เล่นทุกคนจะต้องรักษาตำแหน่งของตัวเองในแผนการเล่นฟุตบอล มีค่าขึ้นอยู่กับระยะทางระหว่างจุดที่พิจารณากับจุดอ้างอิง ต้องการลดค่าฟังก์ชันนี้
- กองหน้าจะต้องอยู่ในตำแหน่งที่เปิดสำหรับการรับบอล มีค่าขึ้นอยู่กับมุมที่ทำกันระหว่างทิศทางที่ชี้จากจุดที่พิจารณาไปยังจุดรับบอลกับทิศทางที่ชี้จากจุดที่พิจารณาไปยังฝ่ายตรงข้ามที่อยู่ระหว่างจุดที่พิจารณากับจุดรับบอล ต้องการเพิ่มค่าฟังก์ชันนี้ ตัวอย่างการพิจารณาฟังก์ชันวัตถุประสงค์นี้ถูกแสดงไว้ในภาพที่ 11 ด้านซ้ายมือ
- ผู้เล่นทุกคนต้องหนีตัวประกบ มีค่าขึ้นอยู่กับระยะทางระหว่างจุดที่พิจารณากับผู้เล่นฝ่ายตรงข้ามที่ใกล้ที่สุด ต้องการเพิ่มค่าฟังก์ชันนี้
- กองหน้าต้องอยู่ในตำแหน่งที่ยิงประตูได้ มีค่าขึ้นอยู่กับระยะห่างระหว่างผู้เล่นฝ่ายตรงข้ามที่อยู่ใกล้ที่สุด (ยกเว้นผู้รักษาประตู) กับเส้นตรงที่เชื่อมต่อระหว่างจุดที่พิจารณากับจุดศูนย์กลางของประตู ต้องการเพิ่มค่าฟังก์ชันนี้ ตัวอย่างการพิจารณาฟังก์ชันวัตถุประสงค์นี้ถูกแสดงไว้ในภาพที่ 11 ด้านขวามือ
- ผู้เล่นต้องไม่อยู่ตำแหน่งล้ำหน้า มีค่าขึ้นอยู่กับระยะห่างระหว่างจุดที่พิจารณากับเส้นล้ำหน้า ต้องการลดค่าฟังก์ชันนี้

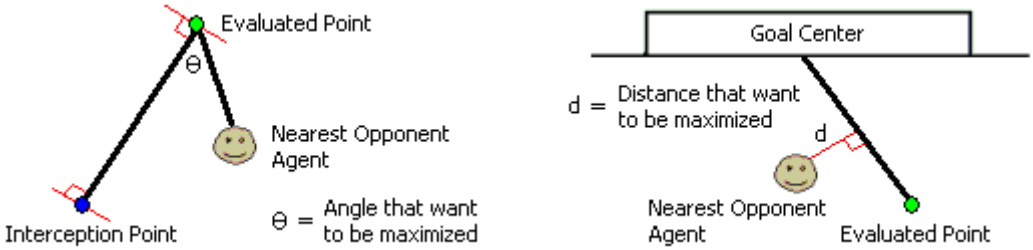
นำข้อมูลที่ได้ไปหาเซตของดุลยภาพสูงสุดพาเรโต หลังจากนั้นก็ใช้อัลกอริทึมเดียวกับในภาพที่ 7 มาหาจุดที่เหมาะสมที่สุดในการตัดสินใจการเคลื่อนที่

สมการสำหรับคำนวณหาจุดอ้างอิงของผู้เล่นแต่ละคน

$$x_i = w*xhome_i + (1-w)*xball + \Delta x_i \quad (5)$$
$$y_i = w*yhome_i + (1-w)*yball$$

โดยที่ตัวแปร x_i, y_i คือจุดพิกัดของจุดอ้างอิงของผู้เล่นคนที่ i ตัวแปร w คือค่าน้ำหนักมีค่าอยู่ในช่วง $0<w<1$ ตัวแปร $xhome_i$ และ $yhome_i$ คือจุดพิกัดเริ่มต้นของผู้เล่น i มีค่าคงที่ ตัวแปร xball และ yball คือจุดพิกัดของลูกบอล และตัวแปร Δx_i คือค่าคงที่ประจำตัวของผู้เล่น i ใช้สำหรับปรับตำแหน่งในแนวแกน x มีเครื่องหมายขึ้นอยู่กับตำแหน่งของผู้เล่นตามแผนการเล่นฟุตบอล และขึ้นอยู่กับสถานการณ์ในขณะนั้นว่าเล่นเป็นฝ่ายรุกหรือฝ่ายรับ

งานวิทยานิพนธ์นี้จะใช้งานวิจัยนี้เป็นตัวอย่างในการโปรแกรมการเคลื่อนที่ของปัญญาประดิษฐ์ขณะที่ไม่มีบอล



ภาพที่ 11: การพิจารณาฟังก์ชันวัตถุประสงค์ที่ถูกใช้เฉพาะการเคลื่อนที่ของกองหน้า

Coello Coello, Carlos A., Dhaenens C., Jourdan L. [5] (Advances in Multi-Objective Nature Inspired Computing) ได้รวบรวมงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการแก้ปัญหาที่มีหลายวัตถุประสงค์ที่มีตัวแปรสำหรับการตัดสินใจเป็นแบบดิสครีท และกล่าวถึงวิธีการที่เป็นที่นิยมใช้ในการแก้ปัญหาประเภทนี้ ผู้วิจัยจะเรียกปัญหาประเภทนี้ว่า Multi-Objective Combinatorial Optimization Problem (MOCOP) เนื่องจากว่า MOCOP มักจะเป็นปัญหาแบบ NP-hard ทำให้วิธีการแก้ปัญหาที่มีขั้นตอนแน่นอนจะใช้ได้กับเฉพาะปัญหาที่มีขอบเขตขนาดเล็กเท่านั้น แต่สำหรับปัญหาที่มีขอบเขตขนาดกลางหรือขนาดใหญ่มักจะใช้อัลกอริทึมในการประมาณเพื่อค้นหาคำตอบที่ต้องการในเสิร์ชสเปซ (search space) ซึ่งอัลกอริทึมเหล่านี้จะถูกเรียกว่าเมททะฮิวริสติค (metaheuristic) อัลกอริทึมสำหรับแก้ปัญหา MOCOP สามารถแบ่งได้ดังนี้

- Scalar approaches เป็นวิธีการแปลงวัตถุประสงค์ของปัญหาให้รวมเป็นวัตถุประสงค์เดียวหรือแบ่งปัญหาออกเป็นปัญหาย่อยๆ โดยที่แต่ละปัญหามีแค่วัตถุประสงค์เดียว ตัวอย่างเช่น การใช้ค่าน้ำหนัก และ ε-constraint เป็นต้น วิธีนี้ผู้ใช้จำเป็นต้องมีความรู้ และสามารถแบ่งความสำคัญของแต่ละวัตถุประสงค์ได้ เพื่อใช้เป็นตัวชี้วัดในการเลือกคำตอบ วิธีการนี้มักจะให้คำตอบเพียงคำตอบเดียวในการทำงานแต่ละครั้ง

- Population-based approaches เป็นวิธีการสร้างกลุ่มประชากรขึ้นจาก metaheuristic ประเภทต่างๆ เช่น ขั้นตอนวิธีเชิงวิวัฒนาการ (evolutionary algorithms) แล้วควบคุมให้กลุ่มประชากรเหล่านั้นเลือกคำตอบโดยแก้ปัญหาแบบ Scalar approaches ตัวอย่างเช่น Vector Evaluated Genetic Algorithm มีหลักการทำงานคือใช้ขั้นตอนวิธีเชิงพันธุกรรม (genetic algorithm) สร้างประชากรกลุ่มย่อย (sub-population) ขึ้นมาจำนวนเท่ากับฟังก์ชันวัตถุประสงค์ แต่ละประชากรกลุ่มย่อยจะเลือกคำตอบที่ดีที่สุดในกลุ่มของตัวเองโดยขึ้นกับฟังก์ชันวัตถุประสงค์ของกลุ่มนั้นๆ จากนั้นประชากรกลุ่มย่อยเหล่านี้จะถูกรวมกัน (merge) ถูกสลับที่ (shuffle) มีการไขว้เปลี่ยน (crossover) และการ

กลายพันธุ์ (mutation) เช่นเดียวกับขั้นตอนวิธีเชิงพันธุกรรมทั่วๆ ไป แนวคิดของวิธีนี้ก็คือเมื่อมีการแลกเปลี่ยนยีน (recombination) ระหว่างคำตอบที่เหมาะสมกับฟังก์ชันวัตถุประสงค์หนึ่งๆ ก็จะได้ผลลัพธ์ที่ตอบสนองกับหลายวัตถุประสงค์ได้ดียิ่งขึ้น ปัจจุบันมักไม่นิยมใช้วิธีนี้แล้ว

- Pareto-based approaches การเลือกคำตอบของวิธีการนี้จะมีการจัดลำดับ (ranking) ความสำคัญของคำตอบโดยขึ้นอยู่กับดุลยภาพสูงสุดพาเรโต (Pareto Optimality) โดยส่วนใหญ่แล้วการแก้ปัญหาที่มีหลายวัตถุประสงค์ที่ใช้ขั้นตอนวิธีเชิงวิวัฒนาการจะใช้วิธีการนี้ในการเลือกคำตอบ ตัวอย่างเช่น Nondominated Sorting Genetic Algorithm II (NSGA-II) และ Strength Pareto Evolutionary Algorithm 2 (SPEA2) เป็นต้น

- Indicator-based approaches การเลือกคำตอบของวิธีการนี้ผู้ใช้จะทำการสร้างตัววัดประสิทธิภาพของแต่ละคำตอบเพื่อมาใช้งานแทนการจัดลำดับโดยใช้ดุลยภาพสูงสุดพาเรโต ยกตัวอย่างเช่น Indicator-based Evolutionary Algorithm (IBEA) และ S-metric selection EMOA (SMSEMOA) เป็นต้น

จากการศึกษางานวิจัยนี้สามารถสรุปได้ว่าวิธีการที่เป็นที่นิยมใช้แก้ปัญหา MOCOP คือเมททะฮิวริสติค ที่ใช้ขั้นตอนวิธีเชิงวิวัฒนาการส่วนวิธีการอื่นที่เริ่มมีการใช้งานกันมากขึ้นคือเมททะฮิวริสติคที่ใช้วิธีการลอกแบบ (memetic algorithms) แต่ว่างานวิทยานิพนธ์นี้เลือกที่จะใช้งานวิธีการแก้ปัญหาที่มีหลายวัตถุประสงค์ตามงานวิจัยของ Kyrylov ซึ่งเป็นการแก้ปัญหาประเภท Scalar approaches เพราะว่ามีความซับซ้อนน้อยกว่าวิธีอื่น สะดวกต่อการประยุกต์ใช้งานโดยผู้พัฒนาเกม เนื่องจากเกมฟุตบอลจัดเป็นปัญหาที่มีขอบเขตขนาดใหญ่ เพราะว่ามีฟังก์ชันวัตถุประสงค์หลายฟังก์ชัน และมีสภาพแวดล้อมที่เปลี่ยนแปลงอยู่ตลอดเวลา ทำให้การใช้วิธีการอื่นๆ ที่กล่าวมามีความซับซ้อนสูง มีการคำนวณที่ยุ่งยาก และอาจเกิดปัญหาที่ทำให้ไม่สามารถค้นหาคำตอบที่ลู่เข้าได้ถ้าหากเลือกใช้วิธีการที่ไม่เหมาะสม ปัจจัยที่สำคัญอีกอย่างหนึ่งคือเกมฟุตบอลจำเป็นต้องมีการตัดสินใจของปัญญาประดิษฐ์ที่เป็นแบบตอบสนองทันกาล ดังนั้นการจะประยุกต์ใช้วิธีอื่นจำเป็นต้องออกแบบ และปรับปรุงให้มีขั้นตอนการทำงานเหมาะสมกับเกมฟุตบอลด้วย ซึ่งกรณีนี้ผู้ทำวิทยานิพนธ์เชื่อว่าวิธีการตัดสินใจส่งบอลตามงานวิจัยของ Kyrylov มีความเหมาะสมดีอยู่แล้วเนื่องจากมีตัวอย่างการใช้งานในระบบจำลองการเล่นฟุตบอลที่ชัดเจน จึงเลือกใช้วิธีการแก้ปัญหาที่มีหลายวัตถุประสงค์ตามงานวิจัยของ Kyrylov แทนวิธีการอื่น

Triller, S. [25] (A Cooperative Behaviour Model for Autonomous Robots in Dynamic Domains) เป็นงานวิจัยที่อธิบายถึงวิธีการควบคุม และกำหนดพฤติกรรมหุ่นยนต์

แข่งขันฟุตบอลของทีม Carpe Noctem ซึ่งเป็นทีมที่เข้าแข่งขันใน RoboCup Middle Size League โดยหุ่นยนต์ของทีมฟุตบอลนี้สามารถส่งบอลยาว ส่งบอลยาวเพื่อให้เพื่อนโหม่ง และยิงประตูระยะไกลได้ ผู้วิจัยได้สร้างระบบควบคุมพฤติกรรมของหุ่นยนต์ชื่อว่า BehaviourEngine โดยที่การพัฒนาตรรกะ (logic) ต่างๆ เพื่อกำหนดหน้าที่และพฤติกรรมให้กับหุ่นยนต์ ใช้ภาษา ALICA ซึ่งเป็นภาษาที่ทีมวิจัยพัฒนาขึ้นเองโดยใช้หลักการของ state machine ในการควบคุมพฤติกรรมแต่ละแบบ หลักการทำงานของหุ่นยนต์ของทีม Carpe Noctem คือการกำหนดแผนการเล่นประเภทต่างๆ ลงไปใน BehaviourEngine เมื่อหุ่นยนต์ทำการประเมินผลจากสภาพแวดล้อมโดยพิจารณาจากตำแหน่งของเพื่อนร่วมทีม และตำแหน่งของลูกบอลแล้วพบว่าตรงตามเงื่อนไขของแผนการเล่นที่ได้กำหนดใน BehaviourEngine หุ่นยนต์แต่ละตัวก็จะทำหน้าที่ตามที่ได้กำหนดเอาไว้ ยกตัวอย่างเช่นเมื่อทีมได้เริ่มตั้งเตะ (kick off) สถานการณ์นี้จำเป็นต้องมีหุ่นยนต์เพื่อเตะเปิดบอล และหุ่นยนต์เพื่อรับบอลจากเพื่อนร่วมทีม กรณีนี้หุ่นยนต์ที่ต้องเตะเปิดบอลจะได้รับหน้าที่เป็น SupportTask สำหรับส่งบอล หุ่นยนต์ที่ต้องรับบอลก็จะได้รับหน้าที่เป็น AttackTask สำหรับบุกเมื่อได้รับบอลที่ส่งมาแล้ว ส่วนตัวที่เหลือจะได้รับหน้าที่เป็น IdleTask เนื่องจากว่าแผนนี้ใช้หุ่นยนต์แค่ 2 ตัวเท่านั้น สำหรับการรับส่งบอลแบบนี้แต่เป็นสถานการณ์อื่น เช่นการเตะฟรีคิก (free kick) ก็สามารถควบคุมให้หุ่นยนต์ที่เป็น attacker เคลื่อนที่หาช่องว่าง เพื่อให้หุ่นยนต์ที่เป็น supporter ส่งบอลมาได้ด้วย ดังนั้นการจะควบคุมพฤติกรรมของหุ่นยนต์ เช่น การส่งบอลสั้น การส่งบอลยาวหรือการยิงไกล เป็นต้น จะถูกกำหนดโดยแผนการเล่นใน BehaviourEngine ของทีม

เนื่องจากหุ่นยนต์ในงานวิจัยนี้มีความสามารถในการส่งบอลยาวจึงสามารถใช้ศึกษาเป็นแบบอย่างสำหรับการตัดสินใจส่งบอลยาวได้ ซึ่งวิธีการของงานวิจัยนี้มีข้อดีคือสามารถควบคุมพฤติกรรมของหุ่นยนต์ให้ทำงานร่วมกันได้ตามแผนการเล่นและเงื่อนไขที่กำหนด แต่มีข้อเสียคือการจะทำให้หุ่นยนต์เล่นบอลได้ดีจำเป็นต้องมีการกำหนดแผนการเล่นและเงื่อนไขต่างๆ ให้ครอบคลุมกับทุกสถานการณ์ที่เป็นไปได้ ซึ่งสำหรับกรณีนี้ที่เป็น RoboCup Middle Size League อาจพอกำหนดเงื่อนไขหรือแผนการเล่นที่รองรับกับสถานการณ์ต่างๆ ได้เพียงพอ เพราะว่าสนามไม่ใหญ่มาก และจำนวนหุ่นยนต์เล่นบอลในสนามมีแค่ 4 ตัว โดยอีก 1 ตัวเป็นผู้รักษาประตู แต่ว่างานวิทยานิพนธ์นี้ต้องการจำลองการแข่งขันที่สนามขนาดใหญ่เท่ากับขนาดสนามฟุตบอลจริงๆ และมีจำนวนผู้เล่นในสนามถึง 10 ตัว อีก 1 ตัวเป็นผู้รักษาประตู การจะกำหนดเงื่อนไขหรือแผนการเล่นให้ครอบคลุมทุกสถานการณ์จะกระทำได้ยากมาก ดังนั้นผู้ทำวิทยานิพนธ์จึงเห็นว่าวิธีการนี้ไม่เหมาะสม และควรที่จะหาวิธีพัฒนาต่อจากการส่งบอลบนพื้นตามงานวิจัยของ Kyrylov จะดีกว่า เนื่องจากพฤติกรรมทีมที่ละเอียดอ่อนสามารถสร้างจากพฤติกรรมพื้นฐานที่ดีได้โดยไม่ต้องอาศัยการสร้างแผนการเล่นไว้ล่วงหน้า

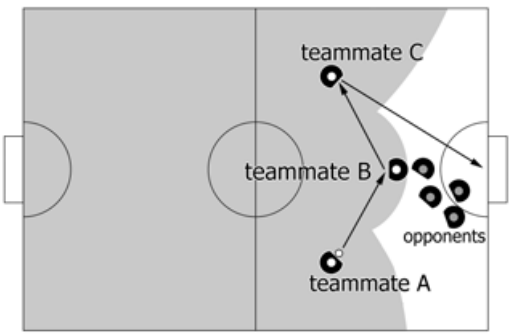
Nakanishi, R., Bruce, J., Murakami, K., Naruse, T., Veloso, M. [16] (Cooperative 3-Robot Passing and Shooting in the RoboCup Small Size League) งานวิจัยนี้ทำการศึกษาเกี่ยวกับการเล่นฟุตบอลร่วมกันระหว่างหุ่นยนต์ 3 ตัว ในการแข่งขัน Small Size League ของ RoboCup 2005 ทางทีมวิจัยได้เสนอวิธีการบุกแบบใหม่คือเมื่อหุ่นยนต์ส่งบอลไปแล้ว หุ่นยนต์ที่รับบอลได้จะทำการยิงประตูทันที แต่เนื่องจากขาดความเร็วในการยิงประตู ทำให้ทีมชั้นนำยังสามารถป้องกันหรือแย่งบอลได้ ทางทีมวิจัยจึงพัฒนาให้หุ่นยนต์มีการเล่นที่ซับซ้อนมากขึ้น เช่นการส่งบอลไปมาเพื่อเลี่ยงการป้องกันของฝ่ายตรงข้าม โดยหุ่นยนต์ A ต้องการส่งบอลให้หุ่นยนต์ B แต่ว่าถูกบังทางโดยฝ่ายตรงข้าม หุ่นยนต์ A จึงตัดสินใจส่งบอลให้หุ่นยนต์ C แทน จากนั้นหุ่นยนต์ C จะส่งบอลต่อให้หุ่นยนต์ B โดยทันที และหุ่นยนต์ B ก็ยิงประตู ผู้วิจัยเรียกวิธีการนี้ว่าการยิงประตูแบบ 1-2-3 (1-2-3 shoot)

งานวิจัยนี้จะคำนึงถึง

- การยืนตำแหน่งของหุ่นยนต์
- การบังคับของหุ่นยนต์ตัวที่สอง (ตัวที่ส่งบอลต่อ)

อัลกอริทึมการยิงประตูแบบ 1-2-3

1. หุ่นยนต์ C เคลื่อนที่หาที่ว่าง และอยู่ในตำแหน่งที่ยิงประตูได้
2. ถ้าเส้นทางที่หุ่นยนต์ A ส่งบอลให้หุ่นยนต์ C มีโอกาสที่บอลจะถูกแย่งหรือถูกขวาง ให้หุ่นยนต์ B เคลื่อนที่มาในตำแหน่งที่ทำให้เกิดสามเหลี่ยมด้านเท่าระหว่างหุ่นยนต์ทั้ง 3 ตัว เพื่อให้สามารถส่งบอลเลี่ยงฝ่ายตรงข้ามได้ (ถ้าหากยังไม่ได้ต้องมีการจัดตำแหน่งใหม่) จากนั้นหุ่นยนต์ B จะหันหน้าไปทางหุ่นยนต์ C
3. หุ่นยนต์ A ส่งบอลให้หุ่นยนต์ B และหุ่นยนต์ B ส่งบอลต่อให้หุ่นยนต์ C ทันที
4. หุ่นยนต์ C ยิงประตู ตัวอย่างการยิงประตูถูกแสดงไว้ในภาพที่ 12



ภาพที่ 12: ตัวอย่างการยิงประตูแบบ 1-2-3 [16]

ผู้วิจัยใช้ประโยชน์จากข้อด้อยในการป้องกันของหุ่นยนต์ใน Small Size League กล่าวคือหุ่นยนต์ฝ่ายตรงข้ามแต่ละตัวจะพยายามป้องกันทิศทางไม่ให้หุ่นยนต์ที่ครองบอลทำประตูได้ ส่งผลให้หุ่นยนต์ตัวอื่นที่ไม่มีบอลไม่มีตัวประกบทำให้เกิดช่องว่างในการทำประตู เทคนิคนี้จึงเน้นใช้ความเร็วในการส่งบอล และการยิงประตูเพื่อไม่ให้ฝ่ายตรงข้ามเปลี่ยนแผนการป้องกันได้ทัน แต่ว่าการทดสอบจะสร้างสถานการณ์ให้ฝ่ายตรงข้ามมีแค่เพียงผู้รักษาประตูเท่านั้น ทำให้ฝ่ายรุกสามารถส่งบอลกันได้อย่างสะดวก ดังนั้นการทดสอบนี้จึงไม่สามารถบอกประสิทธิภาพของการส่งบอลแบบนี้ในการแข่งขันจริงได้ และเนื่องจากว่าไม่ได้คำนึงถึงการประกบตัวของฝ่ายตรงข้ามเลย จึงเป็นการยากที่เทคนิคนี้จะใช้ได้ผลในการจำลองการแข่งขันฟุตบอลที่มีความสมจริงมากกว่า

แม้ว่างานวิจัยนี้จะไม่เกี่ยวข้องกับการจำลองการแข่งขันฟุตบอล แต่ว่ามีความน่าสนใจตรงที่มีการใช้แผนการยิงประตูโดยการจัดตำแหน่งของหุ่นยนต์เพื่อหลอกล่อตัวรับของฝ่ายตรงข้าม และการส่งบอลเร็วไปมาเพื่อหาช่องยิงประตู การเล่นส่งบอลเร็ว และการวิ่งหลอกล่อตัวรับของฝ่ายตรงข้ามเป็นอีกปัจจัยที่ช่วยทำให้ทีมได้เปรียบ และมีโอกาสทำประตู แต่ว่าก็ต้องอาศัยความแม่นยำ และการเล่นที่เข้าขากันภายในทีม รวมถึงการเคลื่อนที่หาตำแหน่งที่ดีด้วย ไม่เช่นนั้นก็จะเสียบอลได้ง่ายๆ

Chandrasekharan, S., Esfandiari, B., Hassan, T. [4] (The Advantages of the Signaling Strategy in a Dynamic Environment: Cognitive Modeling Using RoboCup) งานวิจัยนี้ได้นำเสนอวิธีการส่งบอลอีกวิธีหนึ่งคือการให้เพื่อนร่วมทีมส่งสัญญาณบอกกับผู้ครองบอลให้ส่งบอลมาให้ตัวเอง เมื่อเห็นว่าตัวเองอยู่ในตำแหน่งที่ดี การส่งบอลประเภทนี้มีสมมุติฐานว่าผู้เล่นที่ไม่มีบอลสามารถที่จะรับรู้ และวิเคราะห์ข้อมูลสภาพแวดล้อมรอบข้างของตัวเองว่าอยู่ในจุดที่เหมาะสมสำหรับการส่งบอลได้ดีกว่าผู้ครองบอล เพราะว่าข้อจำกัดในการมองเห็นของผู้เล่นใน Soccer Server จึงทำให้ผู้ครองบอลมีระยะการมองเห็นไม่ทั่วถึงทั้งสนาม ดังนั้นการให้เพื่อนร่วมทีมส่งสัญญาณบอกกับผู้ครองบอลให้ส่งบอลมาให้จึงฟังดูสมเหตุสมผล ผู้วิจัยได้นิยามคำว่าค่าศักยภาพการส่งบอล (passability) ผู้เล่นที่ไม่มีบอลจะทำการคำนวณค่าศักยภาพการส่งบอลของตัวเอง จากนั้นผู้เล่นจะทำการส่งค่าดังกล่าวติดต่อสื่อสารกันภายในทีม สุดท้ายแล้วผู้ครองบอลก็จะส่งบอลไปให้ผู้เล่นที่มีค่าศักยภาพการส่งบอลดีที่สุด

เมื่อนำวิธีการนี้ไปทดสอบเปรียบเทียบกับวิธีการส่งบอลแบบธรรมดา ผลการทดสอบชี้ให้เห็นว่าวิธีการนี้ให้ประสิทธิภาพที่ไม่ดีนัก กล่าวคืออัตราการส่งบอลสำเร็จของวิธีการนี้ไม่ได้ดีไปกว่าการส่งบอลแบบธรรมดาเลย แต่จากการวิเคราะห์ข้อมูล และกำหนดสถานการณ์การทดสอบหลายๆ แบบ ผู้วิจัยได้สรุปว่าวิธีนี้ทนทานต่อสัญญาณรบกวนได้ดีกว่า และสามารถช่วยเพิ่มประสิทธิภาพการส่งบอลให้กับผู้ครองบอลได้ ผู้วิจัยยังกล่าวอีกว่าเนื่องจาก Soccer

Server มีการจำกัดจำนวนครั้งในการส่งข้อความสื่อสารต่อช่วงเวลาหนึ่ง ทำให้การส่งข้อความแลกเปลี่ยนข้อมูลกันภายในทีมยังทำได้ไม่เต็มที่

งานวิทยานิพนธ์นี้ไม่ได้ใช้การส่งข้อความติดต่อกันภายในทีมมาช่วยในการส่งบอลเนื่องจากผลการทดสอบไม่สามารถแสดงให้เห็นได้ชัดเจนว่าวิธีการดังกล่าวช่วยเพิ่มประสิทธิภาพการส่งบอลได้จริง นอกจากนี้ในเกมคอมพิวเตอร์จริงนั้นไม่จำเป็นต้องจำลองระยะการมองของผู้เล่น ดังนั้นวิธีของงานวิจัยนี้จึงไม่จำเป็น

Dylla, F., Ferrein, A., Lakemeyer, G., Murray, J., Obst, O., Rofer, T., Stolzenburg, F., Visser, U., Wagner, T. [8] (Towards a League-Independent Qualitative Soccer Theory for RoboCup) งานวิจัยนี้เป็นการพยายามประยุกต์ใช้เทคนิคการเล่นฟุตบอลจริงๆ มาใช้สำหรับโมเดลเทคนิคการเล่นฟุตบอลของภาคีในการแข่งขันโรโบคัพ ผู้วิจัยมีเป้าหมายเพื่อต้องการออกแบบเทคนิคการเล่นฟุตบอลให้สามารถนำไปใช้งานกับลีกการแข่งขันฟุตบอลในโรโบคัพได้หลายลีก โดยใช้ทฤษฎีการเล่นฟุตบอลจากหนังสือของ Lucchesi Massimo แล้วยกตัวอย่างกรณีศึกษาเกี่ยวกับการส่งบอล

งานวิจัยนี้ยังอยู่แค่เพียงขั้นตอนการออกแบบในเชิงทฤษฎี (abstract) แม้ว่าจะมีจุดประสงค์เพื่อให้สามารถประยุกต์ใช้งานได้กับหลายลีกการแข่งขัน แต่ด้วยข้อจำกัดในหลายๆ ด้าน ผู้วิจัยจึงสรุปว่าลีกที่เหมาะสมที่สุดสำหรับการประยุกต์ใช้ทฤษฎีการเล่นฟุตบอลคือลีกการแข่งขันการจำลองการแข่งขันฟุตบอล (Simulation League) เพราะว่ามีความใกล้เคียงกับกีฬาฟุตบอลมากกว่าลีกอื่นๆ สิ่งที่น่าสนใจในงานวิจัยนี้คือมีการกล่าวถึงการออกแบบการส่งบอลโด่งหรือการส่งบอลยาวด้วย แต่ว่าการออกแบบการส่งบอลโด่งจะใช้เงื่อนไขแค่ว่าเป็นการส่งบอลจากกองหลังไปให้กองหน้า ในความเป็นจริงผู้เล่นสามารถสลับตำแหน่งกันได้ และการส่งบอลโด่งไม่จำเป็นต้องขึ้นอยู่กับตำแหน่งในแผนการเล่นฟุตบอลของผู้เล่น กล่าวคือกองกลางก็สามารถส่งบอลโด่งให้กับกองหน้าได้เช่นกัน ดังนั้นการออกแบบการส่งบอลโด่งด้วยเงื่อนไขนี้จึงไม่สามารถครอบคลุมการเล่นฟุตบอลได้ในทุกกรณี

Spronck, P., Sprinkhuizen-Kuyper, I., Postma, E. [21] (On-line Adaptation of Game Opponent AI with Dynamic Scripting) งานวิจัยนี้ได้เสนอเทคนิคทางปัญญาประดิษฐ์ของเกมรูปแบบหนึ่งที่เรียกว่าไดนามิกสคริปต์ (Dynamic Script) ซึ่งได้แนวคิดมาจากวิธีการเรียนรู้แบบเสริมกำลัง (Reinforcement Learning) โดยผู้วิจัยนำเสนอว่าคุณภาพของเกมขึ้นอยู่กับคุณค่าทางด้านความบันเทิงของมัน เกมโดยปกติจะมีลักษณะของปัญญาประดิษฐ์ที่อาจจะไม่เป็นที่พอใจของผู้เล่น ซึ่งปัญญาประดิษฐ์ในเกมมักจะไม่ฉลาดเพียงพอที่จะสู้กับผู้เล่นได้ ผู้เล่นจึงต้องการเล่นกับผู้เล่นที่เป็นคนจริงๆ มากกว่า การปรับปรุงปัญญาประดิษฐ์ให้มีความฉลาด และสามารถสู้กับผู้เล่นได้เก่งขึ้นจึงเป็นสิ่งสำคัญเพื่อใช้ในกรณี

ที่ไม่สามารถหาผู้เล่นที่เป็นคนจริงๆ ได้ ซึ่งจะทำให้เกมมีความท้าทายมากขึ้นตามไปด้วย โดยผู้วิจัยใช้เกมสวมบทบาท (Computer Role Playing Games(CRPGs)) เป็นกรณีศึกษา เกมประเภทนี้ในแต่ละครั้งของการเล่นนั้นจะมีความเป็นไปได้ในการทำกิจกรรมต่างๆ ได้หลากหลาย ทำให้ปกติแล้วผู้พัฒนาเกมส่วนใหญ่เลือกที่จะใช้สคริปต์ (script) เป็นตัวกำหนดคำสั่งปัญญาประดิษฐ์ของเกมแทน เนื่องจากสามารถที่จะควบคุมได้ง่ายกว่า ให้ผลที่มีความแน่นอนมากกว่า และไม่เกิดปัญหาการแสดงพฤติกรรมที่ไม่พึงประสงค์ โดยลักษณะของสคริปต์คำสั่งนี้มักจะเป็นรูปแบบตายตัว มีความยาว และความซับซ้อนสูง ซึ่งทำให้เกิดปัญหาดังนี้

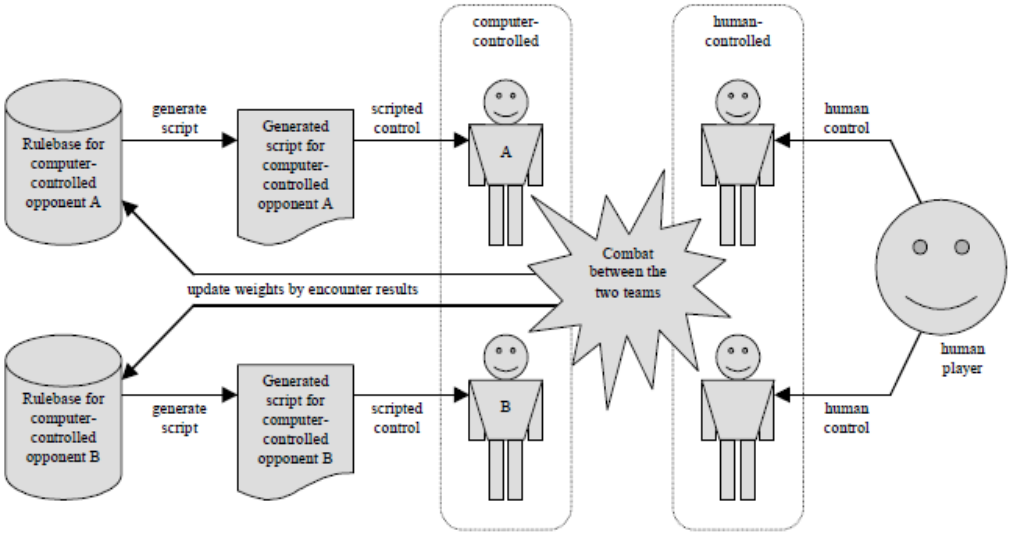
- ปัญหาของความซับซ้อน (Problem of Complexity) เนื่องจากการกระทำมีความซับซ้อนมากจึงทำให้มักจะมีจุดอ่อนอยู่ ทำให้ถูกผู้เล่นจับจุดและเอาชนะได้โดยง่าย
- ปัญหาของการปรับตัว (Problem of Adaptability) เนื่องจากการกระทำที่กำหนดมีรูปแบบตายตัว ทำให้อาจไม่เหมาะกับผู้เล่นที่มีระดับความสามารถต่างๆ กันไปผู้เล่นอาจพบว่าเกมยากเกินไปหรือง่ายเกินไป

ปัญหาเหล่านี้ทำให้คุณค่าทางด้านความบันเทิงของตัวเกมลดลง การแก้ปัญหาเหล่านี้ทำได้โดยการนำเอาเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning) เข้ามาช่วย ซึ่งทำได้สองแบบคือการเรียนรู้แบบออฟไลน์ (Offline Learning) เป็นการแก้ไขปัญหาก่อนที่เกมจะออกวางจำหน่ายโดยทำการทดลองปรับความสมดุลของเกม และการเรียนรู้แบบออนไลน์ (Online Learning) ซึ่งจะเป็นการแก้ปัญหาหลังจากเกมได้วางจำหน่ายไปแล้ว โดยระบบจะทำการเรียนรู้ระหว่างที่เกมกำลังถูกเล่นอยู่ ผู้วิจัยนำเสนอด้านการเรียนรู้แบบออนไลน์เพื่อให้ปัญญาประดิษฐ์มีความสามารถปรับตัวให้เก่งขึ้นเพื่อเอาชนะผู้เล่นได้ในเวลาอันสั้น โดยการเรียนรู้แบบออนไลน์สามารถที่จะช่วยให้ระบบปัญญาประดิษฐ์สามารถซ่อมแซมจุดอ่อนในสคริปต์ของตนเอง และสามารถปรับตัวตามลักษณะการเล่นของผู้เล่นได้ ซึ่งเป็นการแก้ปัญหาของความซับซ้อน และปัญหาของการปรับตัวที่เกิดจากการใช้สคริปต์ในแง่ของการทำให้ปัญญาประดิษฐ์ฉลาดขึ้น โดยผู้วิจัยเสนอว่าระบบเรียนรู้ที่จะนำมาใช้นั้นจะต้องมีคุณสมบัติดังนี้

- ความรวดเร็ว (fast) เนื่องจากการเรียนรู้แบบออนไลน์เกิดขึ้นระหว่างการเล่นเกม ระบบการเรียนรู้จึงจำเป็นต้องมีความรวดเร็วในการเรียนรู้เพื่อไม่ให้ส่งผลกระทบต่อการเล่น และการทำงานของเกม
- ประสิทธิผล (effective) เพื่อให้ผู้เล่นได้รับความบันเทิง สคริปต์ที่มีการปรับตัวจะต้องให้ความท้าทายได้อย่างน้อยเท่ากับสคริปต์ที่ถูกออกแบบมาตามปกติ
- ทนทาน (robust) ระบบการเรียนรู้จะต้องสามารถครอบคลุมถึงความไม่แน่นอนที่มีอยู่ในระบบของตัวเกมปกติได้

- ประสิทธิภาพ (efficient) ในเกมนั้นผู้เล่นจะได้พบกับคู่ต่อสู้เป็นจำนวนจำกัด ดังนั้นระบบการเรียนรู้ต้องสามารถเรียนรู้ได้จากการทดสอบเป็นจำนวนครั้งที่ไม่มาก

ผู้วิจัยได้นำเสนอระบบการเรียนรู้แบบออนไลน์ที่เรียกว่าไดนามิกสคริปต์ ซึ่งมีคุณสมบัติสี่ข้อตามที่กล่าวข้างต้น โดยมุ่งเน้นให้สามารถใช้งานกับเกมที่มีขายอยู่ในท้องตลาดจริงๆ ได้



ภาพที่ 13: การทำงานของไดนามิกสคริปต์ [21]

จากภาพที่ 13 ในการทำงานของไดนามิกสคริปต์นั้น เริ่มแรกผู้สร้างเกมจะต้องออกแบบกฎพื้นฐาน (rule base) ขึ้นมาก่อน ในกฎพื้นฐานนั้นจะประกอบด้วยกฎ (rule) โดยกฎนั้นอยู่ในรูปแบบของสคริปต์ที่ผู้สร้างเกมใช้ความรู้และประสบการณ์ที่มีอยู่ (domain knowledge) กำหนดขึ้นมา จากนั้นในสถานการณ์ต่างๆ ระบบจะทำการเลือกกฎจากกฎพื้นฐานไปสร้างเป็นชุดสคริปต์ โดยเลือกตามค่าน้ำหนัก (weight) โดยกฎที่มีค่าน้ำหนักมากจะมีโอกาสถูกเลือกไปใช้งานมาก เมื่อเล่นสู้กับผู้เล่นไปจนรู้แพ้รู้ชนะในหนึ่งรอบการเล่นแล้ว ระบบจะทำการประเมินผลการเล่น และปรับค่าน้ำหนักของกฎแต่ละข้อตามผลการเล่นที่ประเมินได้ โดยกฎที่ทำให้ได้ผลดีจะได้รางวัลโดยการปรับค่าน้ำหนักขึ้น กฎที่ทำให้ได้ผลไม่ดีจะถูกลงโทษโดยการปรับค่าน้ำหนักลง ในการเล่นครั้งต่อไปศัตรูที่สร้างมาจากกฎเหล่านี้ก็จะมีความสามารถมากขึ้นและปรับตัวตามการเล่นของผู้เล่น ผู้วิจัยได้นำเทคนิคนี้ไปทดสอบกับเกมสองเกมคือเกมที่ผู้วิจัยทดลองสร้างเลียนแบบเกม BALDUR'S GATE กับเกมที่มีขายอยู่ในตลาดจริงๆ คือเกม NEVERWINTER NIGHTS ผลการทดลองแสดงให้เห็นว่าเทคนิคไดนามิกสคริปต์สามารถนำไปใช้งานได้จริง อีกทั้งยังเป็นการปรับปรุงพฤติกรรมที่ทำให้ตัวละครหรือสภาพแวดล้อมใน

เกมมีการแสดงออกที่หลากหลาย และเหมาะสมกับสถานการณ์ ในขณะที่ยังคงความสามารถในการแสดงออกตามรูปแบบเดิมที่ถูกกำหนดเอาไว้อยู่ก่อนแล้วได้ ทำให้ไม่เกิดปัญหาเกมมีการแสดงออกแปลกๆ หรือไม่เหมาะสม

แม้ว่าเทคนิคไดนามิกสคริปต์จะมีแนวคิดมาจากการเรียนรู้แบบเสริมกำลัง แต่สาเหตุที่ทำให้ไดนามิกสคริปต์มีความได้เปรียบเหนือกว่าการเรียนรู้แบบเสริมกำลังทั่วๆ ไปก็คือ ไดนามิกสคริปต์เกิดมาจากการเลือกเซตของการกระทำที่ถูกสคริปต์มาแล้วว่าสามารถใช้งานได้ ดังนั้นเสิร์ชสเปซของไดนามิกสคริปต์จึงมีโอกาสที่จะเจอการกระทำที่เหมาะสมสูงกว่าการเรียนรู้แบบเสริมกำลังทั่วๆ ไป ซึ่งมีการเลือกการกระทำต่างๆ แบบสุ่มทำให้มีการเรียนรู้ที่ช้ากว่า ดังนั้นปัจจัยสำคัญที่ต้องคำนึงถึงก็คือการกำหนดเซตของการกระทำที่เหมาะสมให้กับไดนามิกสคริปต์นั่นเอง งานวิทยานิพนธ์นี้จะประยุกต์ใช้หลักการของไดนามิกสคริปต์มาพัฒนาวิธีการตัดสินใจเลือกประเภทของการส่งบอล เพื่อให้ปัญญาประดิษฐ์สามารถปรับเปลี่ยนพฤติกรรมการเล่นฟุตบอลให้เหมาะสมตามสภาพแวดล้อม ณ ขณะนั้นได้

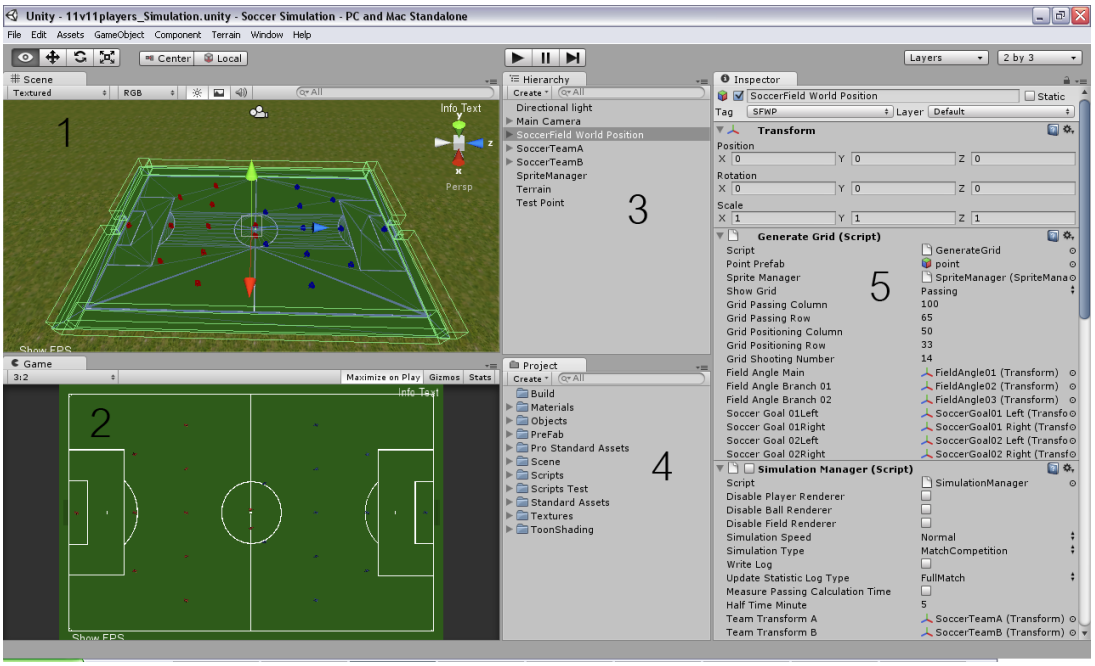
บทที่ 3

เครื่องมือการจำลองการแข่งขันฟุตบอล และการพัฒนาปัญญาประดิษฐ์ขั้นพื้นฐาน

งานวิจัยนี้ใช้เครื่องมือพัฒนาเกม Unity3D ในการพัฒนาเครื่องมือสำหรับจำลองการเล่นฟุตบอลของปัญญาประดิษฐ์ จุดประสงค์หลักของงานวิจัยนี้คือการปรับปรุงการตัดสินใจการส่งบอลของปัญญาประดิษฐ์ แต่เนื่องจากว่าการจะทำให้ปัญญาประดิษฐ์สามารถเล่นฟุตบอลได้นั้นจำเป็นต้องมีการตัดสินใจด้านอื่นด้วย เช่น การเคลื่อนที่หาตำแหน่ง การตัดสินใจยิงประตู เป็นต้น สำหรับบทที่ 3 นี้จะอธิบายส่วนประกอบของ Unity3D ในเบื้องต้น การออกแบบฉาก กฎกติกาการแข่งขัน และวิธีการพัฒนาการตัดสินใจของปัญญาประดิษฐ์ในส่วนต่างๆ นอกเหนือจากการส่งบอลเพื่อให้ปัญญาประดิษฐ์สามารถเล่นฟุตบอลได้

3.1 องค์ประกอบหลักของ Unity3D

เครื่องมือพัฒนาเกม Unity3D จะมีองค์ประกอบตามภาพที่ 14



ภาพที่ 14: องค์ประกอบของเครื่องมือพัฒนาเกม Unity3D

จากภาพที่ 14 หน้าต่างการใช้งานจะแบ่งออกเป็น 5 ส่วนตามตัวเลขที่กำกับไว้ในรูป มีรายละเอียดดังนี้

1. Scene View ใช้สำหรับออกแบบฉาก และใส่องค์ประกอบต่างๆ เช่น โมเดล มุมกล้อง แสง เป็นต้น
2. Game View ใช้สำหรับแสดงมุมมองของกล้องที่ใช้ใน Scene View เป็นมุมมองที่ผู้ใช้จะเห็นเมื่อทำการเริ่มการจำลองการแข่งขันฟุตบอลโดยการกดปุ่ม play
3. Hierarchy เป็นส่วนที่ใช้แสดงชื่อขององค์ประกอบทั้งหมดที่อยู่ใน Scene View
4. Project เป็นส่วนที่ใช้แสดงชื่อแฟ้มที่เก็บข้อมูลต่างๆ ในการจำลองการแข่งขันฟุตบอลเช่น โมเดล ภาพ สคริปต์ เป็นต้น
5. Inspector เป็นส่วนที่ใช้แสดงรายละเอียดต่างๆ ขององค์ประกอบใน Hierarchy ใช้สำหรับกำหนดค่าเริ่มต้นที่จำเป็นในการใช้งานการจำลองการแข่งขันฟุตบอล

สำหรับรายละเอียดการใช้งาน และการปรับเปลี่ยนค่าต่างๆ ใน Inspector เพื่อใช้งานโปรแกรมการจำลองการแข่งขันฟุตบอลจะกล่าวถึงต่อไปในภาคผนวก ข

3.2 การออกแบบองค์ประกอบของฉาก และกฎกติกาเพื่อจำลองการเล่นฟุตบอล

ใน Unity3D หน่วยระยะทางมาตรฐานของฉากจะวัดเป็นเมตร ขนาดของสนามฟุตบอลที่ใช้จะเท่ากับงานวิจัยของ Razykov, S. [19] โดยมีขนาดความกว้างประมาณ 65 เมตร และความยาวประมาณ 100 เมตร ขนาดของประตูกว้างประมาณ 7 เมตร และความสูงประมาณ 2.3 เมตร โมเดลผู้เล่นฟุตบอลที่ใช้จะมีแอนนิเมชัน (animation) ยืนกับวิ่งเท่านั้น และผู้เล่นทุกคนมีความสูง 2 เมตร มุมกล้องในส่วนของ Game View จะเป็นมุมมองจากมุมสูง (bird's-eye view) สำหรับกฎกติกาการเล่นจะใช้กติกาเดียวกับการแข่งขันฟุตบอลทั่วไป มีการทุ่มบอล เตะมุม และล้ำหน้าตามปกติ การแข่งขันแต่ละรอบจะใช้เวลา 10 นาที ครึ่งเวลาละ 5 นาที แต่ว่าจะไม่มีการต่อเวลา และผู้เล่นจะไม่มีการทำฟาวล์ ในกรณีที่จัดการแข่งขันเป็นลีกหรือแข่งกันหลายรอบ กฎการให้คะแนนจะใช้วิธีการเดียวกับถ้วยเอมิเรทส์ (Emirates Cup) ซึ่งเป็นการแข่งขันชิงถ้วยที่สโมสรอาร์เซนอล (Arsenal) จัดขึ้นเพื่อเตรียมทีมในช่วงก่อนเริ่มการแข่งขันพรีเมียร์ลีก (Premier League) ของอังกฤษ ทีมชนะจะได้ 3 คะแนน ทีมแพ้ไม่ได้คะแนน หากเสมอกันจะได้ทีมละ 1 คะแนนเช่นเดียวกับการแข่งขันตามปกติ แต่ว่าสิ่งที่แตกต่างคือการให้คะแนนจะบวกผลต่างประตูได้เสียเพิ่มเข้าไปด้วย การจำลองการแข่งขันฟุตบอลจะตั้งค่าคาบเวลาในการอัพเดตข้อมูลสภาพแวดล้อมภายในเกม (simulation cycle) ไว้ที่ 50 มิลลิวินาที ซึ่งเป็นค่าเดียวกับที่ใช้ใน Soccer Server ในการแข่งขันโรโบคัพ [19]

3.3 การตัดสินใจของปัญญาประดิษฐ์ในการเคลื่อนที่หาตำแหน่งในสนามฟุตบอล

จุดประสงค์ของงานวิจัยนี้คือการพัฒนา และปรับปรุงการส่งบอลให้กับปัญญาประดิษฐ์เท่านั้น แต่ว่าการจะทำให้ปัญญาประดิษฐ์สามารถเล่นฟุตบอลได้จำเป็นจะต้องมี

การตัดสินใจในส่วนของการเคลื่อนที่หาตำแหน่งด้วย เช่น การหาพื้นที่ให้เพื่อนร่วมทีมสามารถส่งบอลมาได้หรือการพยายามดักบอลของฝ่ายตรงข้าม เป็นต้น การเคลื่อนที่หาตำแหน่งจะแบ่งออกเป็นกรณีที่ทีมเป็นฝ่ายครองบอลหรือเป็นฝ่ายรุก (offensive) และกรณีที่ทีมไม่ได้ครองบอลหรือเป็นฝ่ายรับ (defensive) การแบ่งแยกว่า ณ ขณะนี้ทีมเป็นฝ่ายรุกหรือฝ่ายรับนั้นจะพิจารณาจากตำแหน่ง ทิศทาง และความเร็วของลูกบอลเป็นหลัก ถ้าหากว่าคำนวณล่วงหน้าแล้วพบว่าสมาชิกของทีมสามารถเข้าครอบครองบอลได้ก่อนทีมฝ่ายตรงข้าม ปัญญาประดิษฐ์จะตัดสินใจเคลื่อนที่หาตำแหน่งโดยใช้เกมรุก แต่ถ้าหากฝ่ายตรงข้ามสามารถเข้าครอบครองบอลได้ก่อนทีมตัวเอง ปัญญาประดิษฐ์ก็จะตัดสินใจเคลื่อนที่หาตำแหน่งโดยใช้เกมรับแทน

ขั้นตอนในการตัดสินใจเคลื่อนที่หาตำแหน่งจะเหมือนกับการส่งบอลนั่นคือใช้วิธีคำนวณหาจุดที่เหมาะสมที่สุดโดยใช้วิธีการคำนวณหาดุลยภาพสูงสุดของพาเรโต ซึ่งมีขั้นตอนที่สามารถสรุปโดยย่อได้ดังนี้ ขั้นแรกหาเซตที่เป็นไปได้ จากนั้นจึงหาเซตของดุลยภาพสูงสุดพาเรโตจากเซตที่เป็นไปได้โดยใช้ฟังก์ชันวัตถุประสงค์ ขั้นตอนสุดท้ายคือการหาจุดที่เหมาะสมที่สุดจากเซตของดุลยภาพสูงสุดพาเรโตโดยใช้อัลกอริทึมในภาพที่ 7 ความแตกต่างที่สำคัญระหว่างการตัดสินใจส่งบอลกับการตัดสินใจเคลื่อนที่หาตำแหน่งคือวิธีการหาเซตที่เป็นไปได้และฟังก์ชันวัตถุประสงค์ที่ใช้ประเมินหาเซตของดุลยภาพสูงสุดพาเรโต ในงานวิจัยนี้จะออกแบบการตัดสินใจการเคลื่อนที่ขณะเป็นฝ่ายรุกตามงานวิจัยของ Razykov, S. [19] และออกแบบการตัดสินใจการเคลื่อนที่ขณะเป็นฝ่ายรับตามงานวิจัยของ Hou, E [11]

3.3.1 การคาดเดาการเคลื่อนที่ของฝ่ายตรงข้าม

สิ่งที่จำเป็นในการตัดสินใจการเคลื่อนที่หาตำแหน่งที่เหมาะสมคือการคาดเดาตำแหน่งล่วงหน้าของฝ่ายตรงข้าม แล้วใช้ตำแหน่งดังกล่าวในการประเมินหาตำแหน่งการเคลื่อนที่ที่ทำให้ทีมได้เปรียบฝ่ายตรงข้าม นั่นคือเป็นการหาพื้นที่เพื่อหนีตัวประกบ และการเปิดช่องว่างให้เพื่อนร่วมทีมส่งบอลมาให้สำหรับในเกมรุก หรือเป็นการพยายามดักทางบอลของฝ่ายตรงข้ามไม่ให้สามารถส่งบอลไปในตำแหน่งที่ทีมเสียเปรียบได้สำหรับในเกมรับ หลักการคาดเดาจะใช้วิธีการกำหนดค่าคงที่ของช่วงเวลาสำหรับการคาดเดาขึ้นมา เรียกช่วงเวลานี้ว่าไทม์ฮะไรเซิน (time horizon) เมื่อได้ค่าไทม์ฮะไรเซินแล้ว ในแต่ละคาบเวลาการอัพเดตข้อมูลของโปรแกรมจำลองการแข่งขันฟุตบอล ปัญญาประดิษฐ์จะใช้ไทม์ฮะไรเซินดังกล่าวในการคำนวณเพื่อคาดเดาตำแหน่งในอนาคตของฝ่ายตรงข้ามโดยตั้งสมมติฐานว่าทิศทางการเคลื่อนที่ และความเร็วของฝ่ายตรงข้ามไม่มีการเปลี่ยนแปลง ค่าไทม์ฮะไรเซินจะลดลงไปเรื่อยๆ เท่ากับคาบเวลาในการอัพเดตข้อมูล เช่น ถ้าหากว่าไทม์ฮะไรเซินคือ 150 มิลลิวินาที และคาบเวลาในการอัพเดตข้อมูลคือ 50 มิลลิวินาที ดังนั้นในคาบเวลาต่อไปไทม์ฮะไรเซินนี้จะเหลือ 100 มิลลิวินาที เป็นต้น ไทม์ฮะไรเซินจะแบ่งออกเป็น 2 ประเภทดังนี้

- ไทม์ฮะไรเซินขณะที่ลูกบอลกำลังถูกครอบครองโดยผู้เล่น ไทม์ฮะไรเซินในกรณีนี้คือค่าคงที่ที่กำหนดขึ้นเอง ค่าไทม์ฮะไรเซินประเภทนี้จำเป็นต้องกำหนดให้มีค่าที่เหมาะสม ถ้ามีค่าน้อยเกินไปตำแหน่งที่คาดเดาได้ของฝ่ายตรงข้ามก็แทบจะไม่ต่างจากตำแหน่งเดิมทำให้ไม่มีประโยชน์ในการใช้งาน แต่ถ้ามีค่ามากเกินไปตำแหน่งที่คาดเดาได้ก็จะผิดพลาดจากความเป็นจริงไปมาก สาเหตุเพราะว่าในความเป็นจริงฝ่ายตรงข้ามจะมีการเปลี่ยนแปลงทิศทางการเคลื่อนที่อยู่ตลอดเวลานั่นเอง งานวิจัยนี้กำหนดค่าไทม์ฮะไรเซินประเภทนี้ไว้ที่ 800 มิลลิวินาที ซึ่งได้มาจากการประมาณ และจากการสังเกตว่าทำให้ปัญญาประดิษฐ์สามารถตัดสินใจได้ดีกว่าค่าอื่นที่ทดลองใช้
- ไทม์ฮะไรเซินขณะที่ลูกบอลเคลื่อนที่อย่างอิสระ ความหมายของการเคลื่อนที่อย่างอิสระในที่นี่คือการที่ลูกบอลเคลื่อนที่ไปโดยที่ไม่ถูกผู้เล่นครอบครอง ไทม์ฮะไรเซินในกรณีนี้คือช่วงระยะเวลาที่ลูกบอลเคลื่อนที่อย่างอิสระจนกระทั่งมีผู้เล่นมาครอบครองหรือมารับบอล แต่มีข้อแม้ว่าช่วงเวลาที่คำนวณได้จะต้องมีค่าไม่ต่ำมากเกินไปเช่นกัน งานวิจัยนี้กำหนดค่าต่ำสุดของไทม์ฮะไรเซินประเภทนี้ไว้ที่ 800 มิลลิวินาที

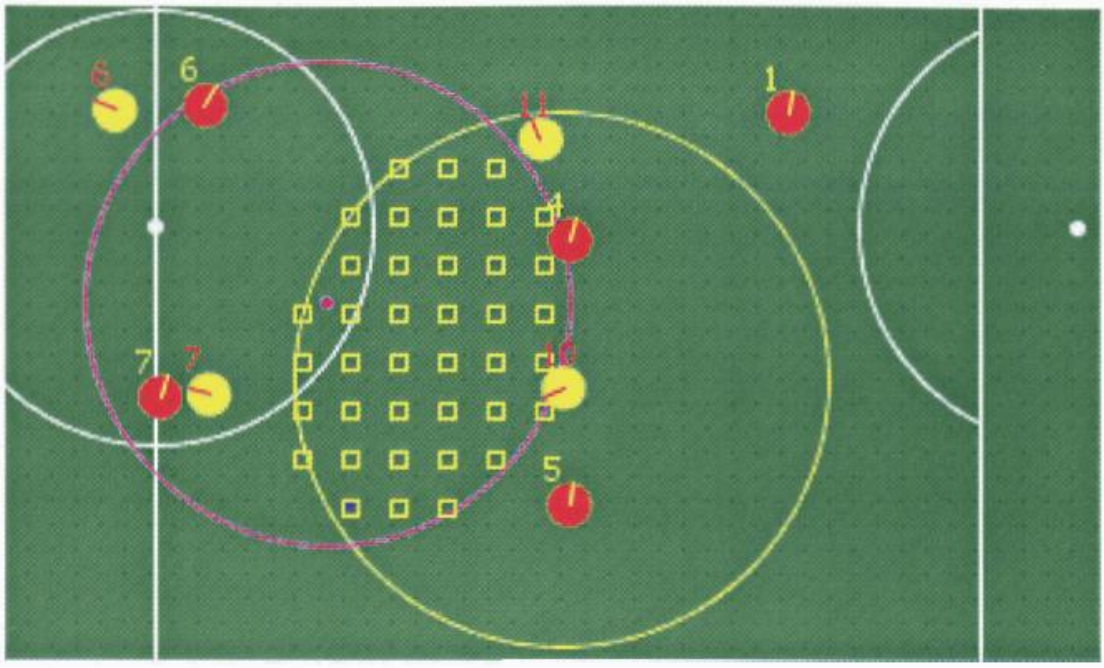
ในแต่ละคาบเวลาการอัพเดตข้อมูลของโปรแกรมจำลองการแข่งขันฟุตบอล ถ้าหากไทม์ฮะไรเซินที่ใช้อยู่มีค่าลดลงจนเท่ากับ 0 หรือลูกบอลเปลี่ยนสถานะจากเคลื่อนที่อิสระกลายเป็นถูกครอบครองหรือจากถูกครอบครองกลายเป็นเคลื่อนที่อิสระ ปัญญาประดิษฐ์จะทำการคำนวณค่าไทม์ฮะไรเซินใหม่โดยขึ้นอยู่กับประเภทของไทม์ฮะไรเซิน ณ เวลานั้น

3.3.2 การหาเซตของตำแหน่งที่เป็นไปได้ในการตัดสินใจเคลื่อนที่

ตำแหน่งที่ใช้ในการตัดสินใจเคลื่อนที่จะถูกเลือกจากจุดทั้งหมด 1650 จุดที่กระจายอยู่ทั่วทั้งสนามฟุตบอล จำนวนจุดตามความยาวคือ 50 จุด จำนวนจุดตามความกว้างคือ 33 จุด ขั้นตอนในการหาเซตที่เป็นไปได้มีดังนี้

1. นำไทม์ฮะไรเซินที่คำนวณได้ในคาบเวลาการอัพเดตข้อมูล ณ เวลานั้นมาคำนวณหาระยะทางที่ผู้เล่นสามารถเคลื่อนที่ไปได้ วาดวงกลมโดยมีผู้เล่นเป็นศูนย์กลาง และมีรัศมีเท่ากับระยะทางที่คำนวณได้
2. คำนวณหาจุดแนะนำ (recommend point) วาดวงกลมโดยมีจุดแนะนำเป็นศูนย์กลาง และมีรัศมีเป็นค่าคงที่ค่าหนึ่งที่กำหนดขึ้นเอง สำหรับจุดแนะนำจะมีการคำนวณที่แตกต่างกันระหว่างเกมรุก และเกมรับซึ่งจะกล่าวถึงในส่วนต่อไป

3. เซตที่เป็นไปได้คือจุดที่อยู่ภายในพื้นที่ทับกันระหว่างวงกลมที่สร้างขึ้นในสองข้อข้างต้นดังภาพที่ 15 กรณีที่วงกลมทั้งสองไม่มีพื้นที่ทับกันผู้เล่นจะวิ่งกลับมายังตำแหน่งเริ่มต้นที่กำหนดไว้ (home position)



ภาพที่ 15: เซตที่เป็นไปได้ของการตัดสินใจเคลื่อนที่ [19]

3.3.3 การคำนวณหาจุดแนะนำสำหรับเกมรุก

การคำนวณจะใช้สมการเดียวกับสมการที่ (5) ที่กล่าวไว้ในบทที่ 2 เพื่อความสะดวกจึงคัดลอกมาแสดงอีกครั้ง

$$x_i = w*xhome_i + (1-w)*xball + \Delta x_i \quad (5)$$
$$y_i = w*yhome_i + (1-w)*yball$$

โดยที่ตัวแปร x_i, y_i คือจุดพิกัดของจุดแนะนำของผู้เล่นคนที่ i ตัวแปร w คือค่าน้ำหนักมีค่าอยู่ในช่วง $0<w<1$ ตัวแปร $xhome_i$ และ $yhome_i$ คือจุดพิกัดเริ่มต้นของผู้เล่น i มีค่าคงที่ ตัวแปร xball และ yball คือจุดพิกัดของลูกบอล และตัวแปร Δx_i คือค่าคงที่ประจำตัวของผู้เล่น i ใช้สำหรับปรับตำแหน่งการบุกในแนวแกน x เช่น ถ้าหากต้องการให้ผู้เล่น i บุกดันขึ้นสูง ค่า Δx_i ก็จะมีค่าสูง ส่วนเครื่องหมายจะขึ้นอยู่กับทิศทางการบุกของผู้เล่น

3.3.4 การคำนวณหาจุดแนะนำสำหรับเกมรับ

เกมรับจะมีการคำนวณหาจุดแนะนำที่ซับซ้อนมากกว่าเกมรุก สำหรับเกมรับในงานวิจัยนี้ผู้เล่นทุกคนยกเว้นผู้รักษาประตูจะมีหน้าที่ในการประกบตัวผู้เล่นฝ่ายตรงข้าม (marking) โดยมีข้อกำหนดว่าผู้เล่นจะต้องไม่ประกบตัวผู้เล่นฝ่ายตรงข้ามซ้ำกัน ดังนั้นการประกบตัวผู้เล่นฝ่ายตรงข้ามจะเป็นแบบหนึ่งต่อหนึ่งเท่านั้น (man to man) จุดแนะนำของผู้เล่นฝ่ายรับแต่ละคนจะขึ้นอยู่กับตำแหน่งของผู้เล่นที่ตัวเองประกบอยู่ การเลือกตัวประกบจะขึ้นอยู่กับค่าความอันตรายของผู้เล่นฝ่ายตรงข้ามซึ่งคำนวณจากสมการ (6) [11]

$$Threat(x,y) = a * \frac{\sqrt{\beta(x,y)}}{d_{goal}(x,y) * \sqrt{d_{ball}(x,y)}} \quad (6)$$

สมการที่ (6) คือสมการที่ใช้คำนวณค่าความอันตรายของผู้เล่นฝ่ายตรงข้ามที่จุด (x, y) จะได้ว่า a คือค่าคงที่ใช้สำหรับปรับขนาดของฟังก์ชัน (scaling) ค่า β คือค่าของโคไซน์ (cosine) ของมุมที่ทำกันระหว่างผู้เล่นฝ่ายตรงข้ามกับตรงกลางประตูของผู้เล่นฝ่ายรับ d_{goal} คือระยะทางตั้งฉากจากผู้เล่นฝ่ายตรงข้ามไปยังประตูของผู้เล่นฝ่ายรับ d_{ball} คือระยะทางจากผู้เล่นฝ่ายตรงข้ามไปยังลูกบอล

ขั้นตอนในการเลือกหาตัวประกบมีดังนี้

1. คำนวณหาค่าความอันตรายของผู้เล่นฝ่ายตรงข้ามทุกคน แต่เนื่องจากปัญญาประดิษฐ์ของผู้รักษาประตูในงานวิจัยนี้จะไม่ออกมานอกเขตโทษ ดังนั้นจึงไม่จำเป็นต้องคำนวณหาค่าความอันตรายของผู้รักษาประตูฝ่ายตรงข้าม
2. เรียงลำดับค่าความอันตรายของผู้เล่นฝ่ายตรงข้ามจากสูงไปต่ำ
3. เริ่มพิจาณาผู้เล่นฝ่ายตรงข้ามที่มีค่าความอันตรายสูงที่สุดที่ยังไม่มีผู้เล่นฝ่ายรับมาประกบ คำนวณหาผู้เล่นฝ่ายรับที่อยู่ใกล้ที่สุดมาประกบผู้เล่นฝ่ายตรงข้ามคนนี้ โดยมีข้อแม้ว่าผู้เล่นฝ่ายรับที่เลือกมาต้องยังไม่มีหน้าที่ในการประกบผู้เล่นฝ่ายตรงข้ามคนอื่นอยู่ก่อนแล้ว และไม่ใช่ผู้เล่นที่มีหน้าที่ไล่บอล (งานวิจัยนี้กำหนดไว้ว่าผู้เล่นที่อยู่ใกล้บอลที่สุดไม่ว่าจะเป็นฝ่ายรุกหรือฝ่ายรับต้องวิ่งไล่บอล) ทำตามขั้นตอนนี้ไปตามลำดับของค่าความอันตรายของผู้เล่นฝ่ายตรงข้ามแต่ละคนจนครบ ผลที่ได้คือผู้เล่นฝ่ายรับแต่ละคนยกเว้นผู้รักษาประตูจะมีหน้าที่ในการประกบผู้เล่นฝ่ายตรงข้ามแต่ละคนเป็นแบบหนึ่งต่อหนึ่ง

หลังจากผู้เล่นฝ่ายรับมีตัวที่ต้องการประกบแล้ว การคำนวณหาจุดแนะนำของผู้เล่นฝ่ายรับแต่ละคนจะขึ้นอยู่กับตำแหน่งของลูกบอลในสนามฟุตบอล สนามฟุตบอลจะถูกแบ่งออกเป็น 3 พื้นที่ คือพื้นที่บริเวณใกล้ประตูของทีมฝ่ายรับ (defensive zone) พื้นที่บริเวณกลาง

สนามฟุตบอล (neutral zone) และพื้นที่บริเวณใกล้ประตูของทีมฝ่ายตรงข้าม (offensive zone) การประกบฝ่ายตรงข้ามจะมี 3 ประเภทดังนี้

- Marking on Ball เป็นการประกบฝ่ายตรงข้ามเมื่อลูกบอลอยู่ในพื้นที่บริเวณใกล้ประตูของทีมฝ่ายตรงข้าม การคำนวณจุดแนะนำจะใช้สมการ (7) โดยที่ตัวแปร P_{rec} คือตำแหน่งของจุดแนะนำ ตัวแปร P_{opp} คือตำแหน่งของผู้เล่นฝ่ายตรงข้าม ตัวแปร P_{ball} คือตำแหน่งของลูกบอล และตัวแปร w คือค่าน้ำหนัก

  $$P_{rec} = P_{opp}*w + P_{ball}*(1-w) \quad (7)$$

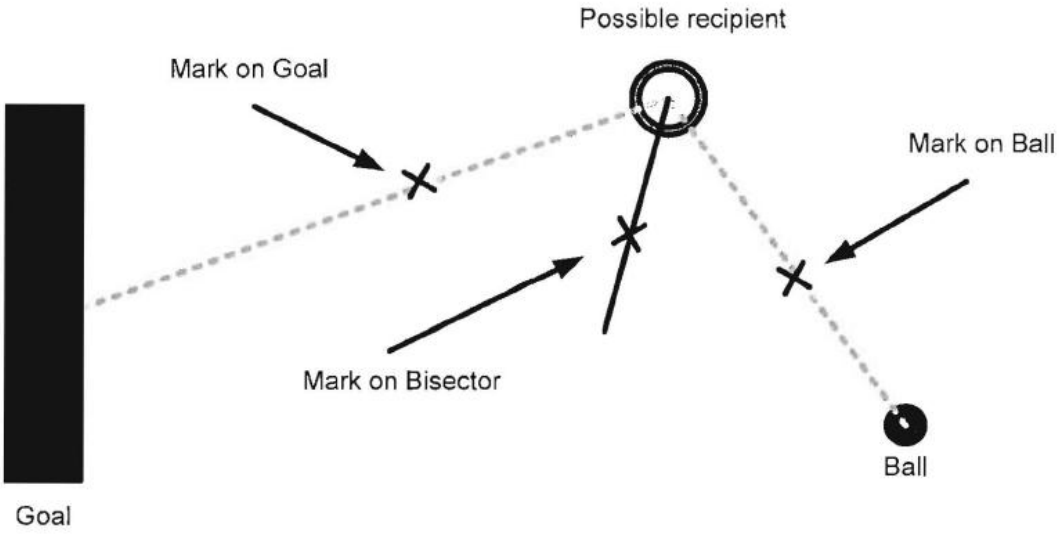
- Marking on Goal เป็นการประกบฝ่ายตรงข้ามเมื่อลูกบอลอยู่ในพื้นที่บริเวณใกล้ประตูของทีมฝ่ายรับ การคำนวณจุดแนะนำจะใช้สมการ (8) โดยที่ตัวแปร P_{goal} คือตำแหน่งตรงกลางประตูของทีมฝ่ายรับ

  $$P_{rec} = P_{opp}*w + P_{goal}*(1-w) \quad (8)$$

- Marking on Bisector เป็นการประกบฝ่ายตรงข้ามเมื่อลูกบอลอยู่ในพื้นที่บริเวณกลางสนามฟุตบอล การคำนวณจุดแนะนำจะใช้สมการ (9) การคำนวณหาตัวแปร $P_{bisector}$ ทำโดยการลากเส้นตรงแบ่งครึ่งมุมที่ทำกันระหว่างเส้นตรงจากจุด P_{opp} ไปยังจุด P_{goal} กับเส้นตรงจากจุด P_{opp} ไปยังจุด P_{ball} โดยที่ระยะทางของเส้นตรงที่ลากจะมีค่าเท่ากับความยาวที่สั้นกว่าของเส้นตรงหลักทั้งสอง จะได้ว่า $P_{bisector}$ คือตำแหน่งที่จุดปลายของเส้นตรงที่ลากนี้

  $$P_{rec} = P_{opp} + P_{bisector}*w \quad (9)$$

  การประกบแต่ละประเภทถูกแสดงไว้ในภาพที่ 16



ภาพที่ 16: การประกบแต่ละประเภทของผู้เล่นฝ่ายรับ [11]

3.3.5 ฟังก์ชันวัตถุประสงค์สำหรับเกมรุก

ฟังก์ชันวัตถุประสงค์สำหรับเกมรุกของตำแหน่งกองหน้า [19] ฟังก์ชันเหล่านี้ถ้าหากมีค่าน้อยจะถือว่าเป็นค่าที่ดี

- ผู้เล่นต้องรักษาตำแหน่งของตัวเองในแผนการเล่นฟุตบอล มีค่าขึ้นอยู่กับระยะทางระหว่างตำแหน่งของผู้เล่นกับตำแหน่งของจุดแนะนำ ค่าของฟังก์ชันคำนวณจากสมการ (10) โดยที่ตัวแปร x_{1i} คือค่าของฟังก์ชันวัตถุประสงค์ที่ 1 ของผู้เล่นคนที่ i ตัวแปร p_i คือตำแหน่งของผู้เล่นคนที่ i และตัวแปร p_{rec} คือตำแหน่งของจุดแนะนำ

$$x_{1i} = \left\| \vec{p}_i - \vec{p}_{rec} \right\| \tag{10}$$

- ผู้เล่นต้องอยู่ในตำแหน่งที่เปิดสำหรับการรับการส่งบอล มีค่าขึ้นอยู่กับระยะทางระหว่างตำแหน่งของฝ่ายตรงข้ามที่อยู่ใกล้ที่สุดกับเวกเตอร์ที่ชี้จากตำแหน่งของผู้เล่นไปยังตำแหน่งของลูกบอล ค่าของฟังก์ชันคำนวณจากสมการ (11) โดยที่ตัวแปร x_{2i} คือค่าของฟังก์ชันวัตถุประสงค์ที่ 2 ของผู้เล่นคนที่ i ฟังก์ชัน d(a, b) หมายถึงการหาระยะทาง (distance) จาก a ไป b โดยที่ a และ b คือเวกเตอร์หรือจุดพิกัดของตำแหน่ง ตัวแปร p_{ball} คือตำแหน่งของลูกบอล ตัวแปร $p_{closest\ opponent}$ คือตำแหน่งของผู้เล่นฝ่ายตรงข้ามที่อยู่ใกล้ที่สุด และตัวแปร d_{tr} คือค่าคงที่ของระยะทางที่มีไว้เพื่อจำกัดค่าของฟังก์ชันวัตถุประสงค์ (tr ย่อมาจาก

tolerance threshold) เนื่องจากแม้ว่าค่าของฟังก์ชันวัตถุประสงค์นี้จะยิ่งต่ำยิ่งดี ก็ตาม แต่ถ้าหากค่าของฟังก์ชันวัตถุประสงค์มีค่าต่ำมากๆ ประโยชน์ที่ได้รับจะไม่ได้สูงขึ้นอีกต่อไป เช่น ถ้าหากผู้เล่นฝ่ายตรงข้ามที่อยู่ใกล้ที่สุดมีระยะห่างมากกว่า 5 เมตร มันก็จะไม่มีผลกระทบอีกต่อไปไม่ว่าผู้เล่นดังกล่าวจะอยู่ห่างออกไป 10 เมตรหรือ 20 เมตรก็ตาม เพราะยังไงก็ไม่สามารถแย่งบอลได้อยู่ดี ดังนั้นในสมการจึงมีการจำกัดขอบเขตค่าด้วยค่าคงที่ d_{tr} ซึ่งงานวิจัยนี้กำหนดค่า d_{tr} ไว้ที่ 5 เมตร [11]

$$x_{2i} = \max\left(0, \left(d_{tr} - d\left(\overline{p_i p_{ball}}, \vec{p}_{closest\ opponent}\right)\right)\right) \tag{11}$$

- ผู้เล่นต้องหนีตัวประกบ มีค่าขึ้นอยู่กับระยะทางระหว่างตำแหน่งของผู้เล่นกับตำแหน่งของฝ่ายตรงข้ามที่อยู่ใกล้ที่สุด ค่าของฟังก์ชันคำนวณจากสมการ (12) โดยที่ตัวแปร x_{3i} คือค่าของฟังก์ชันวัตถุประสงค์ที่ 3 ของผู้เล่นคนที่ i

$$x_{3i} = \max\left(0, \left(d_{tr} - \left\|\vec{p_i}, \vec{p}_{closest\ opponent}\right\|\right)\right) \tag{12}$$

- ผู้เล่นต้องอยู่ในตำแหน่งที่ยิงประตูได้ มีค่าขึ้นอยู่กับระยะทางระหว่างตำแหน่งของฝ่ายตรงข้ามที่อยู่ใกล้ที่สุดกับเวกเตอร์ที่ชี้จากตำแหน่งของผู้เล่นไปยังตำแหน่งของประตูฝ่ายตรงข้าม (ตำแหน่งของประตูในงานวิจัยนี้จะหมายถึงตำแหน่งตรงกลางประตู) ค่าของฟังก์ชันคำนวณจากสมการ (13) โดยที่ตัวแปร x_{4i} คือค่าของฟังก์ชันวัตถุประสงค์ที่ 4 ของผู้เล่นคนที่ i และตัวแปร p_{goal} คือตำแหน่งตรงกลางประตูของทีมฝ่ายตรงข้าม

$$x_{4i} = \max\left(0, \left(d_{tr} - d\left(\overline{p_i p_{goal}}, \vec{p}_{closest\ opponent}\right)\right)\right) \tag{13}$$

- ผู้เล่นต้องไม่อยู่ตำแหน่งล้ำหน้า มีค่าขึ้นอยู่กับระยะทางตามแนวแกนความยาวของสนามฟุตบอล (ในสมการคือแกน x) ระหว่างตำแหน่งของผู้เล่นกับเส้นล้ำหน้า ค่าของฟังก์ชันคำนวณจากสมการ (14) โดยที่ตัวแปร x_{5i} คือค่าของฟังก์ชันวัตถุประสงค์ที่ 5 ของผู้เล่นคนที่ i ตัวแปร $X_{offside}$ คือเส้นล้ำหน้า

$$x_{5i} = \left|\vec{p}_i^{\,x} - X_{offside}\right| \tag{14}$$

สำหรับฟังก์ชันวัตถุประสงค์สำหรับเกมรุกของตำแหน่งกองกลาง และกองหลังจะแตกต่างจากกองหน้าตรงที่ไม่มีฟังก์ชันวัตถุประสงค์ที่ 5 และฟังก์ชันวัตถุประสงค์ที่ 4 จะใช้สมการ (15) แทนสมการ (13) ซึ่งมีค่าขึ้นอยู่กับระยะทางระหว่างตำแหน่งของฝ่ายตรงข้ามที่อยู่ใกล้ที่สุดกับเวกเตอร์ขนาด 10 หน่วยที่ชี้จากตำแหน่งของผู้เล่นไปยังทิศทางการบุกตามแนวแกนความยาวของสนามฟุตบอล โดยที่จุด (x, y) คือจุดพิกัดของผู้เล่นในเกมรุก

$$x_{4i} = \max\left(0, \left(d_{tr} - d\left(\overline{p_i(x,y)p_i(x+10,y)}, \vec{p}_{closest\ opponent}\right)\right)\right) \quad (15)$$

3.3.6 ฟังก์ชันวัตถุประสงค์สำหรับเกมรับ

ฟังก์ชันวัตถุประสงค์สำหรับเกมรับของทุกตำแหน่ง [11] ฟังก์ชันเหล่านี้ถ้าหากมีค่าน้อยจะถือว่าเป็นค่าที่ดี

- ผู้เล่นต้องรักษาตำแหน่งของตัวเองในแผนการเล่นฟุตบอล ค่าของฟังก์ชันคำนวณจากสมการ (10)
- ผู้เล่นต้องพร้อมที่จะแย่งบอลจากฝ่ายตรงข้าม มีค่าขึ้นอยู่กับระยะทางระหว่างตำแหน่งของผู้เล่นกับเวกเตอร์ที่ชี้จากตำแหน่งของลูกบอลไปยังตำแหน่งของฝ่ายตรงข้ามที่ผู้เล่นประกบอยู่ ค่าของฟังก์ชันคำนวณจากสมการ (16) โดยที่ตัวแปร p_{opp} คือตำแหน่งของผู้เล่นฝ่ายตรงข้ามที่ผู้เล่นคนที่ i ประกบอยู่

$$X_{2i} = \left\| d(\vec{P}_i, \overline{P_{ball}P_{opp}}) \right\| \quad (16)$$

- ผู้เล่นต้องป้องกันไม่ให้ผู้เล่นฝ่ายตรงข้ามที่ตัวเองประกบอยู่มีช่องยิงประตู มีค่าขึ้นอยู่กับระยะทางระหว่างตำแหน่งของผู้เล่นกับเวกเตอร์ที่ชี้จากตำแหน่งของประตูฝ่ายรับไปยังตำแหน่งของฝ่ายตรงข้ามที่ผู้เล่นประกบอยู่ ค่าของฟังก์ชันคำนวณจากสมการ (17) โดยที่ตัวแปร p_{goal} คือตำแหน่งตรงกลางประตูของทีมฝ่ายรับ

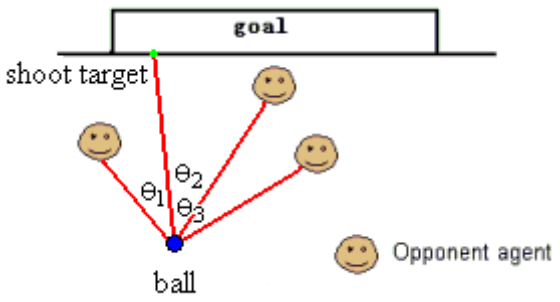
$$X_{3i} = \left\| d(\vec{P}_i, \overline{P_{goal}P_{opp}}) \right\| \quad (17)$$

3.4 การตัดสินใจยิงประตูของปัญญาประดิษฐ์

เมื่อผู้เล่นได้ครองบอล การตัดสินใจยิงประตูจะถูกประเมินก่อนการตัดสินใจส่งบอล ถ้าหากประเมินได้ว่าอยู่ในตำแหน่งที่เหมาะสมปัญญาประดิษฐ์จะตัดสินใจยิงประตูทันที

แต่ถ้าไม่ผ่านการประเมินปัญญาประดิษฐ์จึงทำการตัดสินใจการส่งบอลต่อไป เป้าหมายในการยิงประตูจะเป็นจุดที่อยู่เรียงกันบนเส้นประตู จุดดังกล่าวมีทั้งหมด 14 จุด งานวิจัยนี้มีการพิจารณาเงื่อนไขการตัดสินใจยิงประตูอยู่ 2 เงื่อนไขดังนี้

1. ค่าของฟังก์ชันโอกาสในการทำประตูจากงานวิจัยของ Wang, C., Chen, X., Zhao, X., Ju [27] (รายละเอียดของสมการจะกล่าวถึงในบทที่ 4) แต่เนื่องจากค่าที่คำนวณได้มีค่าค่อนข้างน้อย ดังนั้นจึงนำผลลัพธ์มาคูณ 100 เพื่อปรับค่าให้สูงขึ้น หลังจากนั้นจึงประเมินว่าค่าที่ได้สูงกว่าหรือเท่ากับระดับที่กำหนดในการยิงประตูหรือไม่ งานวิจัยนี้กำหนดระดับค่าดังกล่าวไว้ที่ 0.45 สำหรับกรณีที่ยิงประตูขณะบอลอยู่บนพื้น และ 0.2 สำหรับกรณีที่ยิงประตูขณะบอลอยู่บนอากาศ สาเหตุที่กำหนดระดับค่าของกรณีที่ยิงประตูขณะบอลอยู่บนอากาศต่ำกว่าเป็นเพราะว่าบอลจะไม่มีแรงเสียดทาน (งานวิจัยนี้ถือว่าแรงต้านทานอากาศน้อยมาก) ทำให้เมื่อยิงประตูด้วยแรงสูงสุดแล้วบอลจะเคลื่อนที่เร็วมาก ทำให้มีโอกาสในการได้ประตูสูงกว่าการยิงประตูขณะบอลอยู่บนพื้นแม้ว่าผลการคำนวณจากค่าฟังก์ชันโอกาสในการทำประตูจะมีค่าต่ำกว่าก็ตาม
2. มีมุมการยิงประตูในช่วงค่าที่กำหนด งานวิจัยนี้กำหนดค่ามุมการยิงประตูไว้ว่าต้องไม่ต่ำกว่า 14 องศา แต่ถ้าหากมุมการยิงประตูสูงกว่า 18 องศา ปัญญาประดิษฐ์จะตัดสินใจยิงประตูทันทีโดยไม่สนใจค่าฟังก์ชันโอกาสในการทำประตูจากข้อ 1. วิธีการคำนวณมุมการยิงประตูจะคำนวณจากจุดเป้าหมายการยิงประตูทั้ง 14 จุด ปัญญาประดิษฐ์จะทำการคำนวณค่ามุมการยิงประตูของแต่ละจุดโดยอิงจากตำแหน่งลูกฟุตบอล และตำแหน่งฝ่ายตรงข้ามในเขตโทษดังภาพที่ 17 ซึ่งจะทำการเก็บค่ามุมที่น้อยที่สุด หลังจากคำนวณค่ามุมดังกล่าวครบทุกจุดแล้วจะได้ว่ามุมการยิงประตูคือมุมที่มีค่ามากที่สุดจากทั้งหมด 14 จุด และจุดที่มีมุมการยิงประตูสูงที่สุดดังกล่าวจะถูกเลือกเป็นเป้าหมายในการยิงประตู ถ้าหากว่าการประเมินการตัดสินใจยิงประตูตรงตามเงื่อนไข



ภาพที่ 17: การหามุมการยิงประตูของแต่ละจุดเป้าหมายการยิงประตู

3.5 การตัดสินใจเตะบอลทิ้งของปัญญาประดิษฐ์

สถานการณ์นี้จะเกิดขึ้นเมื่อผู้เล่นเป็นฝ่ายครองบอลในเขตโทษของตัวเอง และมีผู้เล่นฝ่ายตรงข้ามอยู่ในเขตโทษเช่นกัน กรณีนี้ปัญญาประดิษฐ์จะตัดสินใจเตะบอลทิ้งออกจากเขตโทษทันทีเพื่อป้องกันการถูกแย่งบอลเพราะว่ามีความเสี่ยงสูงที่จะถูกยิงประตู ปัญญาประดิษฐ์จะสร้างจุดเป้าหมายในการเตะบอลทิ้งทั้งหมด 37 จุดที่อยู่ห่างจากประตูของทีมตัวเอง จุดดังกล่าวทั้งหมดจะอยู่เรียงกันเป็นรูปครึ่งวงกลมโดยมีผู้เล่นเป็นศูนย์กลาง แต่ละจุดมีระยะห่าง 5 องศา และมีรัศมีเท่ากับระยะทางสูงสุดที่ผู้เล่นคนนั้นจะสามารถส่งบอลได้ การเตะบอลทิ้งจะใช้แรงเตะสูงสุดที่ผู้เล่นสามารถทำได้ โดยไม่มีการพิจารณาว่าบอลอาจจะออกนอกสนามฟุตบอล และไม่สนใจว่าใครจะเป็นผู้ที่สามารถมารับบอลได้ การเลือกเป้าหมายเพื่อเตะบอลทิ้งจะทำโดยการคำนวณค่าความเสี่ยงของแต่ละจุดว่าจะถูกผู้เล่นฝ่ายตรงข้ามมาสกัดบอลระหว่างทางก่อนถึงจุดเป้าหมายได้หรือไม่ ถ้าหากประเมินได้ว่ามีหลายจุดที่ฝ่ายตรงข้ามไม่สามารถสกัดบอลได้ ปัญญาประดิษฐ์จะเลือกจุดเป้าหมายที่มีระยะทางสูงที่สุดตามแนวแกนความยาวของสนามฟุตบอลจากตำแหน่งของตัวเอง แต่ถ้าหากประเมินได้ว่าทุกจุดมีความเสี่ยงในการถูกสกัดบอลระหว่างทางสูง ปัญญาประดิษฐ์จะเลือกจุดเป้าหมายที่มีค่าความเสี่ยงต่ำที่สุด การเตะบอลแบบนี้จะไม่ถูกเก็บเป็นสถิติว่าเป็นการส่งบอล

3.6 การตัดสินใจทุ่มบอล และการเตะมุมของปัญญาประดิษฐ์

ในงานวิจัยนี้ไม่ได้พัฒนาการตัดสินใจการเคลื่อนที่หาตำแหน่งขณะที่มีการทุ่มบอล และการเตะมุม ดังนั้นผู้เล่นทุกคนในสนามยกเว้นผู้เล่นที่มีหน้าที่ในการทุ่มบอลหรือเตะมุมจะยืนอยู่ที่ตำแหน่งเดิมก่อนที่บอลจะออกจากสนามฟุตบอล การทุ่มบอลหรือการเตะมุมจะใช้วิธีการตัดสินใจวิธีเดียวกับการส่งบอล

3.7 ปัญญาประดิษฐ์ของผู้รักษาประตู

ผู้รักษาประตูจะเคลื่อนที่อยู่เฉพาะภายในเขตโทษของตัวเองเท่านั้น และปัญญาประดิษฐ์จะตัดสินใจวิ่งออกมาตัดบอลก็ต่อเมื่อผู้เล่นฝ่ายตรงข้ามส่งบอลหรือเลี้ยงบอลเข้ามาในเขตโทษของตัวเอง

บทที่ 4

การพัฒนาการตัดสินใจในการส่งบอลบนพื้น

เนื้อหาในบทนี้จะอธิบายวิธีการพัฒนาการตัดสินใจในการส่งบอลบนพื้นของปัญญาประดิษฐ์ตามงานวิจัยของ Kyrylov, V. [12] และนำเสนออัลกอริทึมเพื่อปรับปรุงการตัดสินใจในการส่งบอลบนพื้นของงานวิจัยดังกล่าวเพื่อให้ได้การส่งบอลบนพื้นที่ได้ผลดีขึ้น สามารถนำไปใช้ในการเปรียบเทียบผลจากการส่งบอลโด่งได้อย่างยุติธรรม ในส่วนสุดท้ายจะเป็นการทดลองเพื่อหาค่าเริ่มต้นที่เหมาะสมของพารามิเตอร์ (parameter) ที่จำเป็นต้องใช้ในการตัดสินใจส่งบอล และการทดลองเพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพการส่งบอลบนพื้นของวิธีการเดิมกับวิธีการที่งานวิจัยนี้ปรับปรุงขึ้นใหม่

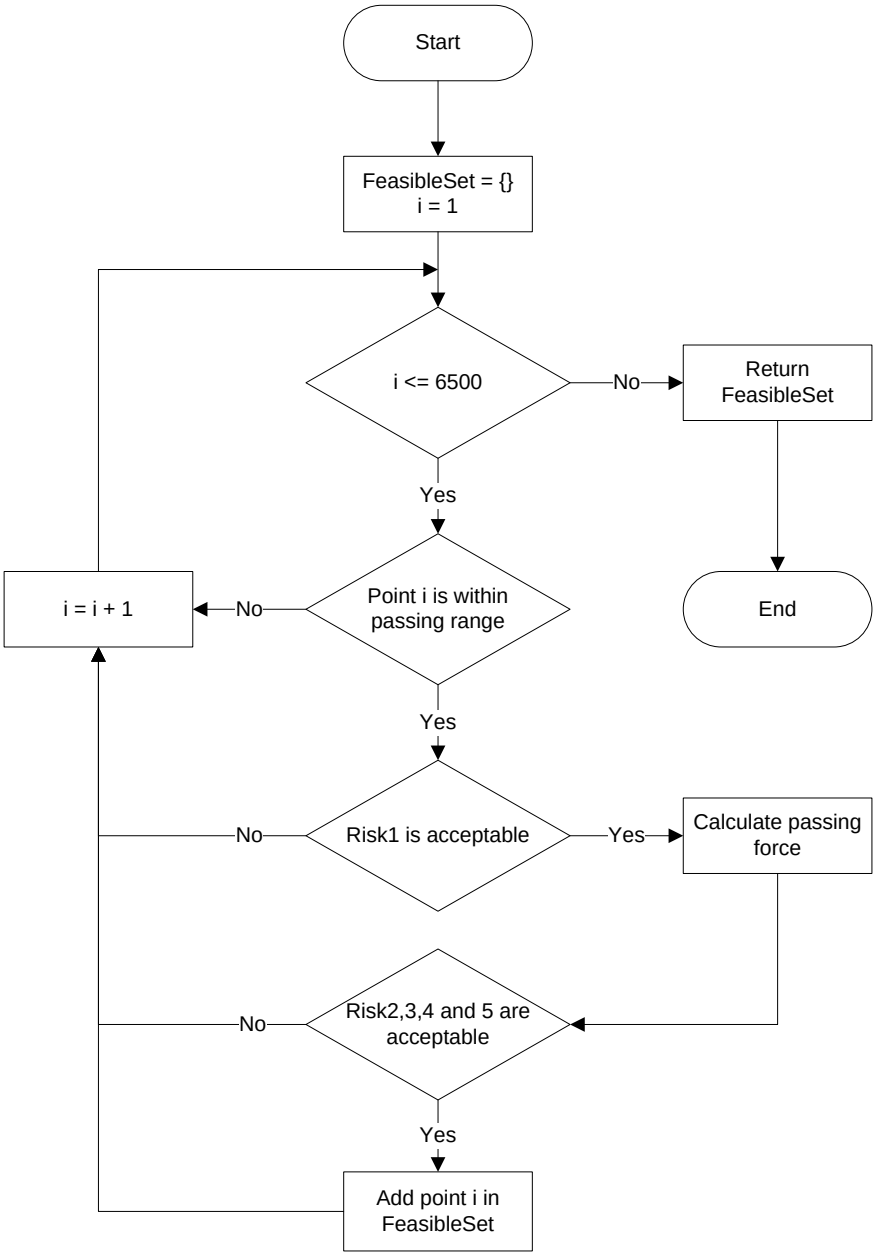
4.1 การตัดสินใจของปัญญาประดิษฐ์ในการส่งบอลบนพื้น

เป็นการคำนวณหาจุดที่เหมาะสมที่สุดเพื่อที่จะส่งบอลไปโดยใช้วิธีการคำนวณหาดุลยภาพสูงสุดของพาเรโตจากจุดทั้งหมด 6500 จุดที่กระจายอยู่ทั่วทั้งสนามฟุตบอล จำนวนจุดตามความยาวคือ 100 จุด จำนวนจุดตามความกว้างคือ 65 จุด ขั้นตอนในการตัดสินใจจะมีดังนี้

1. ทำการคำนวณหาจุดที่สามารถส่งบอลไปได้โดยจุดดังกล่าวจะต้องอยู่ในระยะการส่งบอลของผู้เล่น นำจุดที่อยู่ในระยะการส่งบอลมาคำนวณหาความเร็วที่ต้องส่งบอลไปให้ถึงจุดปลายทาง (วิธีการคำนวณหาความเร็วในการส่งบอลจะกล่าวถึงในหัวข้อต่อไป) ค่าความเร็วดังกล่าวจะถูกนำมาใช้คำนวณหาค่าฟังก์ชันความเสี่ยง ถ้าหากจุดที่พิจารณามีค่าความเสี่ยงสูงมากเกินไป จุดนั้นจะถูกตัดออกจากการพิจารณา จำนวนจุดที่ผ่านการประเมินจะถูกเก็บอยู่ในเซตที่เป็นไปได้ ขั้นตอนการหาเซตที่เป็นไปได้ถูกแสดงในภาพที่ 18
2. นำจุดทั้งหมดในเซตที่เป็นไปได้มาคำนวณหาค่าฟังก์ชันผลประโยชน์ และฟังก์ชันค่าใช้จ่าย จากนั้นจึงเปรียบเทียบค่าฟังก์ชันผลประโยชน์ ฟังก์ชันความเสี่ยง และฟังก์ชันค่าใช้จ่ายที่คำนวณได้ทั้งหมดของแต่ละจุดเพื่อหาการครอบครองของพาเรโต จุดที่ถูกครอบครองจะถูกตัดออกจากการพิจารณา และจะถูกแสดงด้วยสีน้ำเงินในโปรแกรมจำลองการแข่งขันฟุตบอล เมื่อเปรียบเทียบทุกจุดเสร็จแล้วจำนวนจุดที่เหลือจากการประเมินจะถูกเก็บอยู่ในเซตของดุลยภาพสูงสุดพาเรโต
3. นำเซตของดุลยภาพสูงสุดพาเรโตมาหาจุดที่เหมาะสมที่สุดโดยใช้อัลกอริทึมในภาพที่ 7 ที่ถูกแสดงไว้ในบทที่ 2 จะได้จุดที่เหมาะสมที่สุดเพียงจุดเดียว จุดนี้จะ

เป็นจุดที่ปัญญาประดิษฐ์เลือกที่จะส่งบอลไป จุดที่ถูกเลือกดังกล่าวจะถูกแสดงด้วยสีแดง ส่วนจุดที่ไม่ถูกเลือกจะถูกแสดงด้วยสีเหลืองในโปรแกรมจำลองการแข่งขันฟุตบอล

4. กรณีที่ปัญญาประดิษฐ์เลือกส่งบอลไปในจุดที่ผู้รับบอลเป็นเพื่อนร่วมทีมคนอื่นจะถือว่าเป็นการส่งบอล ส่วนกรณีที่เป็นการส่งบอลให้ตัวเองหรือผู้รับบอลคือคนเดียวกับที่ส่งบอลจะถือว่าเป็นการเลี้ยงบอล แต่ว่าการเก็บสถิติจะนับทั้งสองกรณีว่าเป็นการส่งบอล



ภาพที่ 18: ผังงานแสดงการหาเซตที่เป็นไปได้

การส่งบอลบนพื้นจะถือว่าเป็นการส่งสำเร็จเมื่อเพื่อนร่วมทีมสามารถมารับบอลได้โดยที่บอลไม่ได้ถูกรบกวนจากฝ่ายตรงข้ามขณะที่บอลเคลื่อนที่จากผู้ส่งบอลมาจนถึงผู้รับบอลเลย

4.1.1 การคำนวณหาความเร็วในการส่งบอลบนพื้นสำหรับวิธีการส่งโดยไม่เปลี่ยนความเร็วของลูกบอล ณ จุดเป้าหมาย

ความเร็วในการส่งบอลไปหาจุดปลายทางหรือจุดที่เหมาะสมที่สุดจะใช้วิธีการส่งโดยไม่เปลี่ยนความเร็วของลูกบอล ณ จุดเป้าหมาย (fixed target velocity) กล่าวคือลูกบอลจะต้องมีความเร็วเท่ากับค่าคงที่ค่าหนึ่งเมื่อลูกบอลเคลื่อนที่มาถึงจุดเป้าหมายในการส่ง แต่เนื่องจากว่างานวิจัยที่ใช้อ้างอิง (Kyrylov, V. [12]) ไม่ได้อธิบายถึงวิธีการคำนวณหาค่าความเร็วในการส่งบอลเลย ทำให้จำเป็นต้องตั้งสมมุติฐานขึ้นมาเพิ่มเติมเพื่อใช้คำนวณหาค่าความเร็วการส่งบอลที่เหมาะสม สมมุติฐานที่ตั้งขึ้นจะอ้างอิงจากงานของ Buckland, M. [3] กล่าวคือความเร็วของลูกบอลในระหว่างการเคลื่อนที่จากเท้าผู้ส่งจนถึงจุดเป้าหมายต้องมีค่าสูงกว่าความเร็วที่ผู้เล่นสามารถวิ่งได้ เพื่อเป็นการป้องกันการวิ่งแซงลูกบอล ดังนั้นความแรงในการเตะจะถูกคำนวณเพื่อให้ความเร็ว ณ จุดเป้าหมายมีค่าไม่น้อยกว่าความเร็วของผู้เล่นฝ่ายตรงข้ามในเกม งานวิจัยนี้กำหนดให้ผู้เล่นทุกคนมีความเร็วสูงสุดคือ 7 เมตรต่อวินาที ดังนั้นความเร็วของลูกบอล ณ จุดเป้าหมายจะเท่ากับ 7 เมตรต่อวินาทีเช่นกัน เมื่อทราบความเร็วปลายที่ต้องการแล้วจึงทำให้สามารถคำนวณหาความเร็วต้นเพื่อจะใช้สำหรับส่งบอลได้โดยคำนวณจากสมการการเคลื่อนที่ของฟิสิกส์ ค่าความเร็วนี้จะถูกใช้ในการคำนวณหาระยะเวลาที่ลูกบอลเริ่มเคลื่อนที่จากจุดเริ่มต้นไปยังจุดเป้าหมาย ซึ่งจะถูกนำไปคำนวณหาค่าความเสี่ยงต่อไป

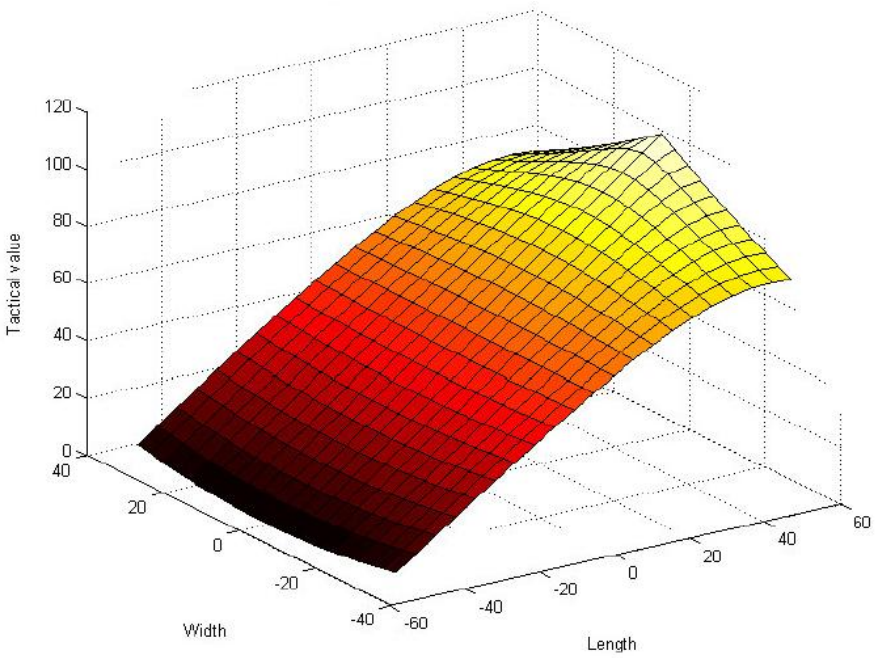
4.1.2 ฟังก์ชันผลประโยชน์ ฟังก์ชันความเสี่ยง และฟังก์ชันค่าใช้จ่าย

ฟังก์ชันเหล่านี้ได้ถูกกล่าวถึงไปแล้วในบทที่ 2 แต่ในงานวิจัยนี้ได้มีการปรับเปลี่ยนฟังก์ชันบางส่วน และการกำหนดชื่อเพื่อใช้งานตามความเหมาะสม ทำให้มีรายละเอียดแตกต่างออกไปบ้าง เพื่อง่ายต่อการอธิบายจะขอคัดลอกรายละเอียดจากบทที่ 2 บางส่วนมาแสดงไว้พร้อมรูปและสมการเพิ่มเติม ดังต่อไปนี้

ฟังก์ชันผลประโยชน์ มี 2 ฟังก์ชันคือ ฟังก์ชันค่ายุทธวิธี และฟังก์ชันโอกาสในการทำประตู ฟังก์ชันผลประโยชน์เป็นฟังก์ชันที่ต้องการให้มีค่ามากขึ้น ดังนั้นการคำนวณจึงใส่เครื่องหมายลบเข้าไปเพื่อให้การพิจารณาอยู่ในทิศทางเดียวกับฟังก์ชันความเสี่ยง และฟังก์ชันค่าใช้จ่าย

- ฟังก์ชันค่ายุทธวิธี [14, 22] จะมีค่าแปรผันตามกับตำแหน่งของลูกบอล โดยจะมีค่ามากขึ้นเมื่อลูกบอลเข้าใกล้ประตูฝ่ายตรงข้ามหรือเข้าใกล้มุมสนามฟุตบอลของแดนฝ่ายตรงข้าม ดังนั้นฟังก์ชันนี้จะเป็นการกระตุ้นให้ส่งบอลไปยังทิศทางของประตูฝ่ายตรงข้ามหรือมุมสนามฟุตบอลของแดนฝ่ายตรงข้าม การคำนวณฟังก์ชันค่ายุทธวิธีจะใช้สมการที่ (18) โดยกราฟแสดงการกระจายตัวของค่าฟังก์ชันยุทธวิธีจากสมการ (18) ถูกแสดงไว้ในภาพที่ 19 โดยที่ตัวแปร x คือจุดพิกัดของสนามฟุตบอลตามความยาว ตัวแปร y คือจุดพิกัดของสนามฟุตบอลตามความกว้าง และตัวแปร x_{max} คือค่า x ที่สูงที่สุด ในที่นี้จะเป็นตำแหน่งริมสุดของสนามฟุตบอลที่ประตูฝ่ายตรงข้าม

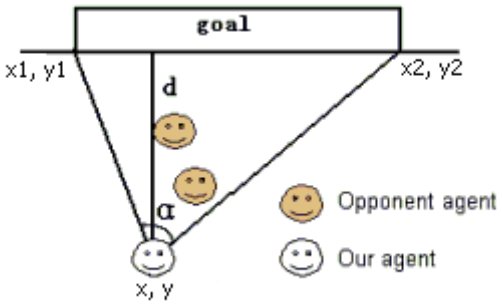
$$C\ (x,y) = \sqrt{x_{\max} + y^2} - \sqrt{(x - x_{\max})^2 + \frac{(x + x_{\max})}{x_{\max}} \cdot y^2} \qquad (18)$$



ภาพที่ 19: กราฟแสดงการกระจายตัวของฟังก์ชันค่ายุทธวิธี [14]

- ฟังก์ชันโอกาสในการทำประตู [27] ฟังก์ชันนี้จะคำนวณจากสมการที่ (19) ความสัมพันธ์ของตัวแปรต่างๆ จะถูกแสดงในภาพที่ 20 ถ้าหากค่าของฟังก์ชันมีค่าสูงหมายความว่ามีโอกาสในการทำประตูสูง

$$Shooting_Success\ \ (d,\alpha,f,\xi) = \{\frac{1}{(1+d)^2}\cdot\frac{\alpha}{\pi} + \frac{f\cdot\alpha}{f\max\cdot(1+d)\cdot\pi}\cdot[1-\frac{1}{(1+d)^2}\cdot\frac{\alpha}{\pi}]\}\cdot\frac{1}{1+\xi} \qquad (19)$$



ภาพที่ 20: ความสัมพันธ์ของตัวแปรในสมการที่ (19) [27]

สมการที่ (19) และภาพที่ 20 มีตัวแปรต่างๆดังนี้

จุด (x, y) คือจุดพิกัดของผู้ยิงประตู
จุด (x1, y1) คือจุดพิกัดของขอบประตูด้านซ้าย
จุด (x2, y2) คือจุดพิกัดของขอบประตูด้านขวา
ตัวแปร d คือระยะห่างจากจุด (x, y) ไปยังประตูฝ่ายตรงข้าม
ตัวแปร f คือแรงที่ใช้ยิงประตู
ตัวแปร ξ คือจำนวนผู้เล่นฝ่ายตรงข้ามที่อยู่ในขอบเขตการยิงประตู
ตัวแปร α คือมุมขอบเขตของการยิงประตูซึ่งจะคำนวณมาจากสมการที่ (20)

ในการจำลองการแข่งขันฟุตบอลของงานวิจัยนี้ผู้เล่นจะยิงประตูด้วยแรงสูงสุดเสมอ ดังนั้นค่า f และค่า f_{max} ในสมการที่ (19) จะมีค่าเท่ากันเสมอจึงสามารถตัดออกไปได้ และถ้าหากว่าจุดที่พิจารณาสำหรับการส่งบอลอยู่ในเขตโทษของฝ่ายตรงข้าม การคำนวณโอกาสในการทำประตูสำหรับจุดนั้นจะไม่สนใจจำนวนผู้เล่นฝ่ายตรงข้ามที่มาชวาง (บังคับให้ ξ = 0) ทั้งนี้ก็เพื่อให้ค่าโอกาสในการทำประตูที่คำนวณได้มีค่าสูงกว่าบริเวณอื่นที่ไม่ได้อยู่ในเขตโทษ จากการสังเกตพบว่าการทำแบบนี้จะทำให้ปัญญาประดิษฐ์มีแนวโน้มที่จะส่งบอลเข้ากลางมากขึ้น

$$\alpha = \arccos \frac{(x1-x)\cdot(x2-x)+(y1-y)\cdot(y2-y)}{\sqrt{(x1-x)^2+(y1-y)^2}\cdot\sqrt{(x2-x)^2+(y2-y)^2}} \quad (20)$$

ฟังก์ชันความเสี่ยงมีทั้งหมด 7 ฟังก์ชัน แต่งานวิจัยนี้จะไม่ได้ใช้ 2 ฟังก์ชัน นั่นคือฟังก์ชันที่ใช้ชดเชยค่าความเหนื่อยของผู้เล่น และฟังก์ชันที่ใช้ชดเชยสัญญาณรบกวนในการส่งบอล เนื่องจากการออกแบบการจำลองการแข่งขันฟุตบอลของงานวิจัยนี้ ผู้เล่นทุกคนจะไม่มีอาการเหนื่อย และวิ่งด้วยความเร็วสูงสุดคงที่เสมอ ส่วนการส่งบอลจะไม่มีสัญญาณรบกวนเข้ามาเกี่ยวข้อง ทำให้ไม่จำเป็นต้องคำนึงถึงฟังก์ชันความเสี่ยงดังกล่าว สาเหตุที่ออกแบบการจำลองการแข่งขันฟุตบอลโดยตัดปัจจัยเรื่องความเหนื่อย และสัญญาณรบกวนออกไปเป็น

เพราะว่างานวิจัยนี้ต้องการสร้างสภาพแวดล้อมการทดลองที่สามารถควบคุมได้ และให้ประสิทธิภาพสูงสุดในการส่งบอล ถ้าหากผู้เล่นมีอาการเหนื่อยนั่นหมายความว่าการส่งบอลจะถูกลดทอนประสิทธิภาพลงจากสภาวะปกติที่ผู้เล่นยังไม่เหนื่อยทำให้มีผลกระทบต่อการตัดสินใจการส่งบอล เช่น ไม่สามารถส่งบอลด้วยความเร็วเท่าเดิมได้ เป็นต้น การกำหนดให้ผู้เล่นมีความสามารถสูงสุดอยู่ตลอดเวลาแบบนี้จัดได้ว่าเป็นสภาวะอุดมคติ การทดลองในสภาวะแบบนี้มีข้อดีคือสามารถวัดได้ว่าวิธีการส่งบอลที่ใช้นั้นเป็นวิธีการที่มีประสิทธิภาพสูงสุดจริง เพราะว่าในสภาวะอุดมคติจำเป็นจะต้องส่งบอลให้มีความผิดพลาดน้อยที่สุดไม่เช่นนั้นก็อาจจะถูกฝ่ายตรงข้ามแย่งบอลได้เพราะว่าผู้เล่นทุกคนมีความสามารถเท่าเทียมกัน ส่วนเรื่องสัญญาณรบกวนจำเป็นต้องตัดออกไปเพราะว่าการจำลองนั้นเป็นเกมในคอมพิวเตอร์ ไม่มีสัญญาณรบกวนอยู่แล้ว อีกเหตุผลหนึ่งคือถ้าหากมีสัญญาณรบกวนในการส่งบอลจะทำให้เราควบคุม และวิเคราะห์ผลการทดลองได้ยาก เนื่องจากจะไม่สามารถรู้ได้ว่าสาเหตุที่การส่งบอลผิดพลาดนั้นเกิดมาจากการคำนวณที่ผิดพลาดหรือว่าเกิดมาจากสัญญาณรบกวน ฟังก์ชันความเสี่ยงที่ถูกใช้ในงานวิจัยมีดังต่อไปนี้

- ความเสี่ยงที่ผู้เล่นฝ่ายตรงข้ามจะมาถึงตำแหน่งที่ตั้งใจส่งบอลไปก่อนเพื่อนร่วมทีม ($r_{opponent_reach(x,\ y)}$) ค่าของฟังก์ชันนี้คือค่าเวลาที่ต่างกันระหว่างเวลาที่เพื่อนร่วมทีมคนแรกมาถึงจุด (x, y) กับเวลาที่ฝ่ายตรงข้ามคนแรกมาถึงจุด (x, y)
- ความเสี่ยงที่ลูกบอลจะโดนฝ่ายตรงข้ามตัดก่อนจะมาถึงจุดหมาย (x, y) ($r_{intercepted(x,\ y)}$) ค่าของฟังก์ชันนี้ คือความต่างของเวลาที่ลูกบอลจะถึงจุด (x, y) กับเวลาที่เร็วที่สุดที่ฝ่ายตรงข้ามสามารถตัดบอลได้
- ความเสี่ยงที่เพื่อนร่วมทีมอาจมาถึงตำแหน่ง (x, y) ที่เราต้องการส่งบอลให้หลังจากลูกบอลผ่านไปแล้ว ($r_{ball_too_fast(x,\ y)}$) ค่าของฟังก์ชันนี้คือ ค่าเวลาที่ต่างกันของเวลาที่เพื่อนร่วมทีมคนแรกมาถึงตำแหน่ง (x, y) กับ เวลาที่ลูกบอลถึงจุด (x, y)
- ความเสี่ยงที่จะมีผู้เล่นฝ่ายตรงข้ามจำนวนมากเกินไปอยู่ใกล้จุด (x, y) ($r_{many_opponents(x,\ y)}$) ค่าของฟังก์ชันนี้คือเวลาที่ต่างกันระหว่างเวลาที่บอลถึงจุด (x,y) กับเวลาที่มีฝ่ายตรงข้ามมาถึงจุด (x, y) เป็นคนที่สอง
- ความเสี่ยงที่อาจไม่มีเพื่อนร่วมทีมรับบอลได้และบอลออกนอกสนามไป ($r_{out_of_field(x,\ y)}$) ค่าของฟังก์ชันนี้คือค่าลบของเวลาที่ลูกบอลใช้ในการเคลื่อนที่ตั้งแต่ออกจากจุด (x, y) ไปจนถึงขอบสนาม

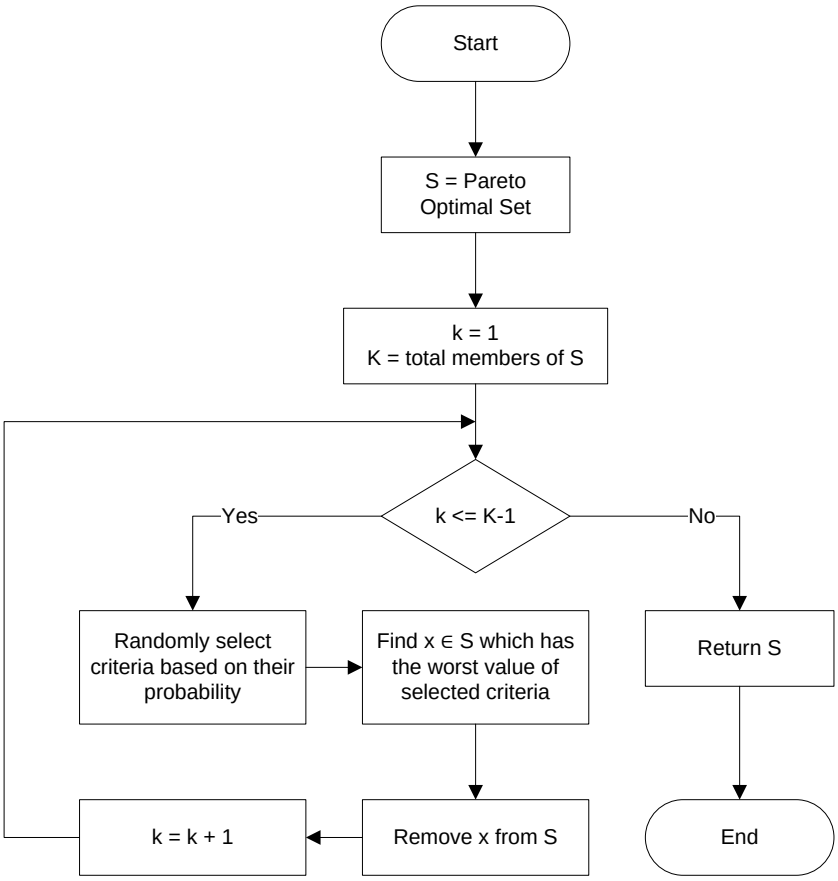
ค่าที่มากที่สุดที่ยอมรับได้สำหรับฟังก์ชันความเสี่ยงแต่ละฟังก์ชัน เรียกว่าค่าริสค์คอนสเตรนท์ (risk constraint) ซึ่งค่าดังกล่าวของแต่ละฟังก์ชันสามารถปรับได้จากโปรแกรมจำลองการแข่งขันฟุตบอลที่ได้สร้างขึ้น ค่าริสค์คอนสเตรนท์มีผลกระทบโดยตรงต่อ

การตัดสินใจการส่งบอลของปัญญาประดิษฐ์ เช่น ถ้ากำหนดค่าริสค์คอนสเตรนท์สำหรับ $r_{many_opponents}$ ให้มีค่าที่ต่ำเกินไปจะทำให้ปัญญาประดิษฐ์ไม่กล้าส่งบอลไปในแดนฝ่ายตรงข้าม เพราะในแดนฝ่ายตรงข้ามมีผู้เล่นฝ่ายตรงข้ามอยู่หลายคน ในทางตรงกันข้ามถ้าหากฟังก์ชันดังกล่าวมีค่าริสค์คอนสเตรนท์สูงเกินไปจะทำให้ปัญญาประดิษฐ์ชอบส่งบอลไปในบริเวณที่มีผู้เล่นฝ่ายตรงข้ามอยู่หลายคนซึ่งทำให้มีโอกาสถูกแย่งบอลสูง ในทางทฤษฎีแล้วค่าริสค์คอนสเตรนท์ที่เหมาะสมควรจะมีค่าเป็นลบเพราะจะแน่ใจได้ว่าสามารถส่งบอลได้ไม่ผิดพลาดแน่นอน แต่ทว่าค่าที่เป็นลบนี้ใช้ไม่ได้ผลเมื่อได้ทดลองจริงเพราะว่าปัญญาประดิษฐ์จะมีพฤติกรรมที่ไม่ยอมส่งบอลเสี่ยง ทำให้ไม่มีการบุกทำประตูกันเลย ดังนั้นจึงต้องทำการทดลองหาค่าริสค์คอนสเตรนท์ที่เหมาะสมซึ่งจะกล่าวถึงต่อไปในส่วนของการทดลอง

ฟังก์ชันค่าใช้จ่าย มีฟังก์ชันเดียวโดยมีค่าขึ้นอยู่กับช่วงเวลาที่ลูกบอลต้องใช้ไปก่อนจะไปถึงจุดปลายทาง

4.1.3 ค่าความน่าจะเป็นของฟังก์ชันวัตถุประสงค์ในการประเมินหาจุดที่เหมาะสมที่สุด

ค่าความน่าจะเป็นของฟังก์ชันวัตถุประสงค์ต่างๆ มีความจำเป็นในการประเมินหาจุดที่เหมาะสมที่สุดจากเซตของดุลยภาพสูงสุดพาเรโต ผังงานแสดงขั้นตอนการหาจุดที่เหมาะสมที่สุดตามวิธีการของอัลกอริทึมในภาพที่ 7 ถูกแสดงในภาพที่ 21



ภาพที่ 21: ผังงานการทำงานของอัลกอริทึมที่ใช้หาคำตอบที่เหมาะสมที่สุด

จากภาพที่ 21 จะเห็นว่าการพิจารณาหาจุดที่เหมาะสมที่สุดจะขึ้นอยู่กับการเลือกฟังก์ชันวัตถุประสงค์ตามค่าความน่าจะเป็นของแต่ละฟังก์ชัน ค่าความน่าจะเป็นนี้ใช้บ่งบอกระดับความสำคัญของฟังก์ชันวัตถุประสงค์นั้นๆ โดยฟังก์ชันที่มีค่าความน่าจะเป็นสูงก็จะมีโอกาสถูกเลือกบ่อยกว่าฟังก์ชันอื่น ซึ่งจะส่งผลให้จุดที่เหมาะสมที่สุดที่ได้จากอัลกอริทึมนี้มีแนวโน้มที่จะมีค่าของฟังก์ชันนั้นดีที่สุดนั่นเอง ในงานวิจัยนี้ผู้วิจัยต้องการให้ปัญญาประดิษฐ์เน้นเกมรุกเป็นหลัก ดังนั้นจึงกำหนดค่าความน่าจะเป็นให้กับฟังก์ชันผลประโยชน์ (โดยเฉพาะฟังก์ชันโอกาสในการทำประตู) มากกว่าฟังก์ชันความเสี่ยง และฟังก์ชันค่าใช้จ่าย ค่าความน่าจะเป็นของฟังก์ชันวัตถุประสงค์แต่ละฟังก์ชันที่ใช้ในงานวิจัยนี้ถูกแสดงในตารางที่ 2

ตารางที่ 2: ค่าความน่าจะเป็นของฟังก์ชันวัตถุประสงค์แต่ละฟังก์ชันที่ใช้ในงานวิจัย

ฟังก์ชันวัตถุประสงค์	ค่าความน่าจะเป็น
Tactical Value	0.15
Scoring Chance	0.55
$r_{opponent_reach}$	0.05
$r_{intercepted}$	0.05
$r_{ball_too_fast}$	0.05
$r_{many_opponents}$	0.05
$r_{out_of_field}$	0.05
Cost	0.05
Total	1

4.1.4 การตัดสินใจส่งบอลกรณีที่เซตที่เป็นไปได้เป็นเซตว่าง

สถานการณ์นี้จะเกิดขึ้นเมื่อจุดที่พิจารณาในการส่งบอลทุกจุดมีค่าความเสี่ยงสูงเกินกว่าค่าที่ยอมรับได้ทำให้เซตที่เป็นไปได้เป็นเซตว่าง สำหรับกรณีนี้ปัญญาประดิษฐ์จะตัดสินใจเตะบอลไปในทิศทางที่เป็นผลรวมระหว่างทิศทางขนาด 2 หน่วยที่ชี้หนีผู้เล่นฝ่ายตรงข้ามที่วิ่งไล่บอลมากับทิศทางขนาด 1 หน่วยที่ชี้ไปยังตรงกลางประตูของผู้เล่นฝ่ายตรงข้าม ถ้าหากผู้เล่นอยู่ใกล้เส้นข้างของสนามฟุตบอล ทิศทางการเตะบอลดังกล่าวจะบวกเพิ่มทิศทางขนาด 2 หน่วยที่ชี้ออกจากเส้นข้างเข้ามาภายในของสนามฟุตบอลเพื่อป้องกันไม่ให้เตะบอลออก ถ้าหากผู้เล่นอยู่ใกล้เส้นหลังของสนามฟุตบอลในแดนของตัวเอง ทิศทางการเตะบอลดังกล่าวจะบวกเพิ่มทิศทางขนาด 2 หน่วยที่ชี้ออกจากเส้นหลังเข้ามาภายในของสนามฟุตบอลเพื่อป้องกันไม่ให้เตะบอลออก แต่ถ้าหากผู้เล่นอยู่ใกล้เส้นหลังของสนามฟุตบอลในแดนของฝ่ายตรงข้าม ทิศทางการเตะบอลดังกล่าวจะเปลี่ยนเป็นชี้เข้าหาประตูของฝ่ายตรงข้ามเท่านั้นโดยไม่สนใจผู้เล่นฝ่ายตรงข้ามที่วิ่งไล่บอลเข้ามา เป็นการบังคับให้ปัญญาประดิษฐ์เตะบอลขนานกับเส้นหลังของสนามฟุตบอลโดยมีทิศทางเข้าหาประตูฝ่ายตรงข้าม ทั้งนี้ก็เพื่อหาโอกาสในการส่งบอลเข้ากลางให้กับเพื่อนร่วมทีม การตัดสินใจเตะบอลแบบนี้ถือว่าเป็นการส่งบอลให้ตัวเองหรือก็คือการเลี้ยงบอล ซึ่งจะถูกเก็บเป็นสถิติว่าเป็นการส่งบอลด้วยเช่นกัน และจำนวนครั้งที่เกิดกรณีแบบนี้จะถูกเก็บเอาไว้เป็นสถิติด้วยเพื่อใช้ในการวิเคราะห์ผลการทดลองต่อไป

4.2 การปรับปรุงการส่งบอลบนพื้น

4.2.1 ผลกระทบของความเร็วในการส่งบอลต่อฟังก์ชันความเสี่ยง

จากวิธีการส่งบอลบนพื้นที่ได้อธิบายไว้ในข้อ 4.1 วิเคราะห์ได้ว่าส่วนที่สามารถปรับปรุงให้การตัดสินใจส่งบอลมีประสิทธิภาพดีขึ้นได้คือการพัฒนาให้ปัญญาประดิษฐ์สามารถส่งบอลได้โดยการเปลี่ยนความเร็วของลูกบอล ณ จุดเป้าหมาย (unfixed target velocity) แทนการส่งบอลที่ไม่เปลี่ยนความเร็วของลูกบอล ณ จุดเป้าหมาย (fixed target velocity) ผู้วิจัยเชื่อว่าการส่งบอลที่ไม่เปลี่ยนความเร็วของลูกบอล ณ จุดเป้าหมายมีโอกาสสูงที่จะทำให้การประเมินการตัดสินใจการส่งบอลพลาดจุดที่อาจเป็นตำแหน่งการส่งบอลที่ดีได้ เพราะว่าการจำกัดความเร็วของลูกบอล ณ จุดเป้าหมายให้เป็นค่าคงที่หมายความว่า ณ จุดเป้าหมายนั้นจะมีแรงในการส่งบอลแค่ค่าเดียว การส่งบอลโดยไม่คำนึงถึงความแตกต่างจากการปรับเปลี่ยนแรงที่ใช้ส่งบอลจะทำให้ตัวปัญญาประดิษฐ์ไม่ได้พิจารณาตำแหน่งหลายตำแหน่งที่มีค่าความเสี่ยงสูงเกินไปเมื่อส่งบอลด้วยแรงค่าหนึ่ง แต่ว่าอาจจะปลอดภัยเมื่อส่งบอลด้วยแรงอีกค่าหนึ่ง ทำให้ตัวเลือกของการส่งบอลลดลงไปเป็นอย่างมาก ผู้วิจัยตั้งสมมุติฐานว่าการปรับเปลี่ยนแรงที่ใช้ส่งบอลจะช่วยแก้ไขปัญหานี้ได้ เช่น การเพิ่มแรงส่งบอลให้สูงขึ้นอาจจะทำให้ค่าความเสี่ยงของฟังก์ชัน $r_{intercepted}$ และ $r_{many_opponents}$ ณ ตำแหน่งหนึ่งๆ ลดลงจนทำให้ตำแหน่งนั้นผ่านการประเมินค่าความเสี่ยงได้ แต่ว่าการเพิ่มแรงส่งบอลจะทำให้ค่าความเสี่ยงของฟังก์ชัน $r_{ball_too_fast}$ กับ $r_{out_of_field}$ สูงขึ้นด้วย ซึ่งก็อาจทำให้ตำแหน่งดังกล่าวมีค่าความเสี่ยงสูงเกินไปได้อีก ดังนั้นการเพิ่มแรงในการส่งบอลก็มีขีดจำกัดอยู่ สิ่งที่ต้องทำคือคำนวณหาช่วงค่าแรงส่งบอลที่น้อยและมากที่สุดที่ไม่ทำให้ค่าฟังก์ชันความเสี่ยงใดๆ เกินค่าริสค์คอนสเตรนท์ที่กำหนดเลย

4.2.2 การคำนวณหาความเร็วในการส่งบอลบนพื้นสำหรับวิธีการส่งโดยเปลี่ยนความเร็วของลูกบอล ณ จุดเป้าหมาย

วิธีการคำนวณถูกแสดงไว้ในอัลกอริทึมที่ 1

อัลกอริทึมที่ 1: วิธีการหาความเร็วในการส่งบอลบนพื้นสำหรับการส่งบอลโดยเปลี่ยนความเร็วของลูกบอล ณ จุดเป้าหมาย

```
maxKick ← playerMaxKick
minKick ← playerMinKick

tempKick ← compute: kicking force that causes r_out_of_field to
                    reach its constraint value
if tempKick < maxKick then
  maxKick ← tempKick
  if maxKick < minKick then
```

```
    return //neglect this passing destination
  end if
end if

tempKick ← compute: kicking force that causes r_many_opponents
                to reach its constraint value
if tempKick > minKick then
  minKick ← tempKick
  if maxKick < minKick then
    return //neglect this passing destination
  end if
end if

tempKick ← compute: kick force that causes r_ball_too_fast to
                reach its constraint
if tempKick < maxKick then
  maxKick ← tempKick
  if maxKick < minKick then
    return //neglect this passing destination
  end if
end if

maxKick ← round value down
minKick ← round value up

increment ← 1
tempKick ← minKick
neglect ← true

while tempKick <= maxKick
  r_intercepted ← compute: r_intercepted using tempKick
  if r_intercepted <= constraint_of_ r_intercepted then
    if tempKick > minKick then
      minKick ← tempKick
      if maxKick >= minKick then
        neglect ← false
      end if
      break //out of while loop
    else
      neglect ← false
      break //out of while loop
    end if
  else
    tempKick ← tempKick + increment
  end if
end while

if neglect then
  return //neglect this passing destination
```

```
else
  kickForce ← (minKick + maxKick)/2
  return kickForce
end if
```

จากอัลกอริทึมที่ 1 เนื่องจากค่าของฟังก์ชัน $r_{opponent_reach}$ นั้นไม่ได้ขึ้นกับแรงส่งบอลแต่อย่างใดจึงไม่ถูกรวมไปคิดในอัลกอริทึม ค่าของฟังก์ชัน $r_{ball_too_fast}$ กับ $r_{out_of_field}$ มีผลต่อแรงส่งบอลที่มากที่สุดที่เป็นไปได้ ส่วนค่าของฟังก์ชัน $r_{intercepted}$ กับ $r_{many_opponents}$ มีผลต่อแรงส่งบอลที่น้อยที่สุดที่เป็นไปได้ ลำดับในการคำนวณของฟังก์ชันความเสี่ยงต่างๆ ยกเว้นฟังก์ชัน $r_{intercepted}$ สามารถสลับกันได้ การคำนวณแรงส่งบอลเพื่อรองรับค่าของฟังก์ชัน $r_{intercepted}$ โดยตรงนั้นค่อนข้างซับซ้อน และยุ่งยาก งานวิจัยนี้จึงใช้วิธีการประมาณค่าโดยการค่อยๆ เพิ่มค่าแรงส่งบอลที่น้อยที่สุด จนกระทั่งค่าของฟังก์ชัน $r_{intercepted}$ ไม่เกินกว่าค่าริสค์คอนสเตรนท์ที่กำหนด ค่าของแรงส่งบอลที่ใช้จริงจะเป็นค่าเฉลี่ยระหว่างแรงที่น้อยที่สุด และมากที่สุดที่คำนวณได้ ทำให้แน่ใจได้ว่าแรงส่งบอลที่ใช้จะไม่ทำให้ค่าฟังก์ชันความเสี่ยงเกินระดับค่าริสค์คอนสเตรนท์ที่กำหนด ข้อสังเกตเพิ่มเติมในอัลกอริทึมที่ 1 คือมีการปัดค่าของแรงเตะที่น้อยที่สุดและมากที่สุดให้เป็นจำนวนเต็มก่อนจะคำนวณแรงส่งบอลเพื่อรองรับค่าของฟังก์ชัน $r_{intercepted}$ การปรับค่าดังกล่าวเป็นการทดลองส่วนหนึ่งของงานวิจัยนี้ซึ่งจะอธิบายในหัวข้อต่อไป

4.3 การทดลอง และผลการทดลองเปรียบเทียบประสิทธิภาพการส่งบอลระหว่างการไม่เปลี่ยนความเร็วของลูกบอล ณ จุดเป้าหมายกับการเปลี่ยนความเร็วของลูกบอล ณ จุดเป้าหมาย

ปัญหาที่ผู้วิจัยตั้งขึ้นสำหรับการทดลองในบทนี้คือการหาวิธีปรับปรุงวิธีการส่งบอลจากงานวิจัยของ Kyrylov ซึ่งแนวคิดการปรับปรุงได้นำเสนอไปแล้วในหัวข้อที่ผ่านมา ผู้วิจัยตั้งสมมุติฐานว่าการส่งบอลโดยเปลี่ยนความเร็วของลูกบอล ณ จุดเป้าหมายจะช่วยเพิ่มประสิทธิภาพการเล่นบอลของปัญญาประดิษฐ์ได้ แต่ว่าก่อนที่จะสามารถทำการทดลองวัดประสิทธิภาพการส่งบอลได้จำเป็นต้องมีการกำหนดค่าริสค์คอนสเตรนที่เหมาะสมให้กับค่าความเสี่ยงแต่ละค่าก่อน ดังนั้นการทดลองจะแบ่งออกเป็น 2 ช่วง ช่วงแรกเป็นการหาค่าริสค์คอนสเตรนท์ที่เหมาะสม ช่วงที่สองเป็นการวัดประสิทธิภาพวิธีการตัดสินใจส่งบอลโดยเปลี่ยนความเร็วของลูกบอล ณ จุดเป้าหมาย

4.3.1 การหาค่าริสค์คอนสเตรนท์ที่เหมาะสม

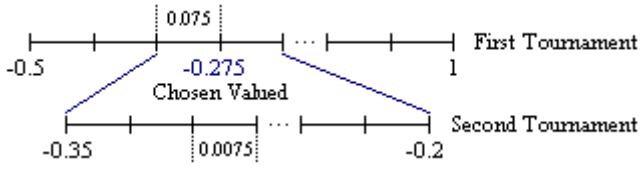
สำหรับการทดลองในขั้นตอนนี้นั้น ใช้การแข่งขันแบบทัวร์นาเม้นท์ (tournament) แต่ละทัวร์นาเม้นท์มีทีมฟุตบอลทั้งหมด 128 ทีม การแข่งขันของแต่ละคู่จะทำการแข่งขันสิบเกม เพื่อป้องกันการชนะโดยโชคช่วย และใช้กฎการให้คะแนนตามที่ได้อธิบายไว้ใน

บทที่ 3 ข้อ 3.2 ซึ่งจะทำให้แม้มีจำนวนเกมที่ชนะเท่ากัน แต่ทีมจะได้คะแนนไม่เท่ากันเพราะคิดประตูได้เสียด้วย หลังจากการแข่งขันครบสิบเกมทีมที่แพ้จะถูกคัดออก ส่วนทีมที่ชนะจะแข่งขันในทัวร์นาเม้นท์รอบต่อไป ทุกทีมใช้วิธีการส่งบอลโดยไม่เปลี่ยนความเร็วของลูกบอล ณ จุดเป้าหมาย ค่าพารามิเตอร์ทุกอย่างของแต่ละทีมจะเหมือนกันหมด ยกเว้นค่าริสค์คอนสเตรนท์ของแต่ละฟังก์ชันความเสี่ยงที่แต่ละทีมจะได้ค่าสุ่ม (สุ่มตามช่วงที่กำหนดเพราะว่าค่าริสค์คอนสเตรนท์จะมากหรือน้อยจนเกินไปไม่ได้ ดังที่ได้กล่าวไปในหัวข้อ 4.1.2) ทีมที่ชนะทัวร์นาเม้นท์ควรจะเป็นทีมที่มีค่าริสค์คอนสเตรนท์ดีที่สุด

จากการทดสอบรันในรอบต้นๆ ผลการทดลองได้ว่าค่าของ $r_{many_opponents}$ และ $r_{out_of_field}$ ไม่ค่อยมีผลต่อเกมเมื่อเทียบกับฟังก์ชันความเสี่ยงอื่นๆ ดังนั้นทางผู้วิจัยจึงตัดสินใจให้ค่าริสค์คอนสเตรนท์ของสองฟังก์ชันนี้เป็นค่าคงที่เท่ากับ 0.5 และ -0.5 ตามลำดับ สำหรับค่าริสค์คอนสเตรนท์ของฟังก์ชันอื่นๆ จะใช้การสุ่มให้ค่าอยู่ในช่วง -0.5 ถึง 1 ดังนั้นการสุ่มจึงจำกัดอยู่เพียงขอบเขตของค่าริสค์คอนสเตรนท์สามตัว (จากริสค์คอนสเตรนท์ห้าตัว) และจากการทดสอบเพิ่มเติมได้ผลอีกว่าการมีค่าที่เป็นลบหลายๆ ค่าจะทำให้ปัญญาประดิษฐ์ไม่ส่งบอลไปยังแดนฝ่ายตรงข้ามเลย ดังนั้นจึงต้องแก้ไขปัญหานี้โดยการกำหนดเกณฑ์การสุ่มเป็นพิเศษคือ ถ้าค่าริสค์คอนสเตรนท์ทั้งสามค่าที่สุ่มออกมามีค่าเป็นลบทั้งหมดให้ทำการสุ่มใหม่ ส่วนถ้ามีสองค่าเป็นลบ ทั้งสองค่าจะต้องไม่น้อยกว่า -0.3 มิฉะนั้นจะต้องทำการสุ่มใหม่โดยให้ค่าอยู่ในช่วง -0.3 ถึง 0 แทน -0.5 ถึง 1

เสิร์ชสเปซ (search space) ของการทดลองคือจำนวนจริงที่มีค่า -0.5 ถึง 1 ซึ่งมีจำนวนนับไม่ถ้วน แต่การแข่งทัวร์นาเม้นท์ครั้งหนึ่งมีแค่ 128 ทีม ดังนั้นค่าริสค์คอนสเตรนท์ที่สุ่มสำหรับทุกทีมรวมกันยังไม่ครอบคลุมเสิร์ชสเปซ ปัญหานี้แก้ไขโดยการค่อยๆ เพิ่มความละเอียดของเสิร์ชสเปซโดยวิธีการที่ใช้คือ ขั้นแรกแบ่งเสิร์ชสเปซออกเป็นช่องๆ โดยให้แต่ละช่องมีขนาด 5% ของขนาดช่วงการสุ่ม ดังนั้นเสิร์ชสเปซในตอนแรกจะถูกแบ่งออกเป็นยี่สิบช่องให้สุ่มเท่านั้น (แต่ละช่อง มีขนาด 0.075 ค่าที่สุ่มมาจะเป็นค่าที่ขอบของช่อง) ทีมที่ชนะทัวร์นาเม้นท์ครั้งแรกจะถือเป็นผู้ชนะแบบคร่าวๆ หลังจากนั้นทัวร์นาเม้นท์ครั้งที่สองจะถูกจัดโดยใช้ค่าริสค์คอนสเตรนท์จากทีมที่ชนะในทัวร์นาเม้นท์แรกในการจำกัดค่าที่จะสุ่มได้ของทีมทั้ง 128 ทีม ซึ่งทุกทีมจะใช้ค่าเริ่มต้นเหมือนกับทีมที่ชนะในทัวร์นาเม้นท์แรกทั้งหมด จากนั้นแต่ละค่าจะถูกเปลี่ยนโดยการสุ่มค่าระหว่างค่าที่อยู่ห่างจากค่าเริ่มต้นหนึ่งช่อง (หนึ่งช่องไปทางน้อยกว่า และหนึ่งช่องไปทางมากกว่า) ช่วงค่าที่ได้นี้จะเป็นเสิร์ชสเปซใหม่ ซึ่งช่วงเสิร์ชสเปซนี้จะถูกแบ่งออกเป็น 20 ช่องก่อนทำการสุ่มแล้วทำการสุ่มค่าออกมาอีก ทำเช่นนี้ซ้ำไปเรื่อยๆ ภาพที่ 22 แสดงค่าของช่วงการสุ่มในทัวร์นาเม้นท์ครั้งที่สองสำหรับค่า -0.275 จากทัวร์นาเม้นท์ครั้งแรกช่องแต่ละช่องสำหรับการสุ่มมีขนาด 0.075 ดังนั้นค่าที่ต้องสุ่มในทัวร์นาเม้นครั้งที่สองจะอยู่ในช่วง -0.275 - 0.075 กับ -0.275 + 0.075 นั่นก็คือช่วง -0.35 กับ -0.2 ซึ่งมีขนาดช่วงเท่ากับ

0.15 เมื่อจะทำการสุ่มจะต้องกำหนดให้มีช่องสำหรับการสุ่มยี่สิบช่อง แต่ละช่องจะมีขนาด 5% ของ 0.15 นั่นคือ 0.0075



ภาพที่ 22: ตัวอย่างความสัมพันธ์ของเสิร์ชสเปซในแต่ละทัวร์นาเม้นท์

ทัวร์นาเม้นท์ครั้งที่สองนั้นสร้างทีมจากทีมชนะเลิศของทัวร์นาเม้นท์แรก แต่มีความเป็นไปได้ว่าค่าริสค์คอนสเตรนท์ต่างๆ ของทีมชนะเลิศทัวร์นาเม้นท์แรกนั้นอาจอยู่ที่โลคัลมินิมา (local minima) เพื่อให้หนีโลคัลมินิมาได้ จึงมีการสุ่ม 30% ที่ใช้วิธีเดียวกับการสุ่มในทัวร์นาเม้นท์แรก แต่ว่าความละเอียดของค่าที่สุ่ม (จำนวนทศนิยม) จะยังคงอยู่ในระดับเดียวกับทัวร์นาเม้นท์ครั้งนี้

ทีมที่ชนะเลิศจากทัวร์นาเม้นท์ครั้งที่สองจะได้รับชื่อว่า ทีมชนะแบบละเอียดในระดับที่หนึ่ง (refined winner level 1) ซึ่งจะเอาไปใช้ต่อในทัวร์นาเม้นท์ครั้งที่สาม และต่อๆ ไป เพื่อให้ได้การสุ่มในระดับที่ละเอียดยิ่งขึ้น จากการทดลองในรอบต่อๆ มา ทางผู้วิจัยพบว่าทีมชนะแบบละเอียดในระดับที่สามกับสี่นั้นแทบจะไม่มีคุณภาพต่างกันแต่อย่างใด ดังนั้นการทดลองจึงใช้แค่ทีมชนะแบบละเอียดในระดับที่สามเท่านั้น ทีมชนะแบบละเอียดในระดับที่สามจำนวนสี่ทีมถูกสร้างขึ้น ค่าริสค์คอนสเตรนท์ของสี่ทีมนี้แสดงในตารางที่ 3 ยกเว้นค่าของ $r_{many_opponents}$ กับ $r_{out_of_field}$ ซึ่งเป็นค่าคงที่

ตารางที่ 3: ค่าริสค์คอนสเตรนท์ของทีมชนะแบบละเอียดในระดับที่สามที่สร้างขึ้นมาสี่ทีม

Team	$\mathbf{r_{opponent_reach}}$	$\mathbf{r_{intercepted}}$	$\mathbf{r_{ball_too_fast}}$
1	-0.169875	0.14535	-0.23445
2	0.834075	0.27705	-0.178425
3	0.005025	0.0567	-0.233625
4	0.0714	0.06735	-0.23175

ขั้นตอนต่อมาคือนำทีมที่ชนะทัวร์นาเม้นท์ทั้งสี่ทีมมาจัดแข่งขันแบบพบกันหมด ผู้วิจัยจะถือทีมที่ชนะการแข่งขันนี้มีค่าริสค์คอนสเตรนท์ที่ดีที่สุดของแต่ละฟังก์ชันความเสี่ยง การคิดคะแนนจะเหมือนกับตอนแข่งแบบทัวร์นาเม้นท์ แต่ว่าแต่ละคู่จะแข่งขันกันทั้งหมดห้าสิบเกมเพื่อให้แน่ใจว่าผู้ชนะนั้นเก่งกว่าทีมอื่นแน่ๆ ค่าริสค์คอนสเตรนท์ที่ได้จะถูกนำไปใช้ในการ

ทดลองการส่งบอลโดยเปลี่ยนความเร็วของลูกบอล ณ จุดเป้าหมายต่อไป ผลการทดลองเป็นดังแสดงในตารางที่ 4

ตารางที่ 4: ผลการแข่งขันแบบพบกันหมดของสี่ทีมชนะแบบละเอียดในระดับที่สาม

Team	Win	Lose	Draw	Goal	Goal Against	Point
1	63	43	44	159	125	267
3	51	43	56	148	129	228
4	50	50	50	132	141	200
2	41	69	40	179	223	163

4.3.2 การวัดประสิทธิภาพวิธีการตัดสินใจส่งบอลโดยเปลี่ยนความเร็วของลูกบอล ณ จุดเป้าหมาย

เป็นการทดลองแข่งขันฟุตบอลระหว่างปัญญาประดิษฐ์ที่ใช้วิธีการตัดสินใจส่งบอลโดยไม่เปลี่ยนความเร็วของลูกบอล ณ จุดเป้าหมายกับปัญญาประดิษฐ์ที่ใช้วิธีการตัดสินใจส่งบอลโดยเปลี่ยนความเร็วของลูกบอล ณ จุดเป้าหมาย (ใช้วิธีคิดตามอัลกอริทึมที่ 1) โดยทั้งสองทีมจะใช้ค่าริสค์คอนสเตรนท์เหมือนกับทีมชนะเลิศจากตารางที่ 4 ทำการทดลองให้ทั้งสองทีมแข่งขันกันเป็นจำนวน 100 เกม ผลการแข่งขันถูกแสดงในตารางที่ 5 การเลี้ยงลูกถูกนับรวมเป็นการส่งด้วยเพราะว่าใช้ขั้นตอนการตัดสินใจแบบเดียวกัน (ส่งบอลให้ตัวเองวิ่งไปรับ) การส่งที่เสี่ยง (risky pass) คือการส่งบอล (หรือเลี้ยงบอล) ที่ไม่สำเร็จอันเนื่องมาจากจุดที่ส่งบอลอยู่ใกล้กับตำแหน่งของผู้เล่นฝ่ายตรงข้ามมากเกินไป ทำให้ผู้รับเสียบอลให้กับผู้เล่นฝ่ายตรงข้าม สำหรับค่าอัตราส่วนของพื้นที่การเล่น (Play Area) จะเก็บช่วงเวลาที่บอลอยู่ในแดนของแต่ละฝ่าย ค่าที่น้อยกว่าจะแสดงว่าการเล่นบอลในสนามส่วนใหญ่จะอยู่ในแดนฝ่ายตรงข้าม ซึ่งสามารถใช้วัดได้ว่าทีมใดสามารถบุกในแดนฝ่ายตรงข้ามได้มากกว่ากัน

ตารางที่ 5: ผลการแข่งขันระหว่างทีมที่เปลี่ยนความเร็วบอล ณ จุดเป้าหมายกับทีมที่ไม่เปลี่ยนความเร็วบอล ณ จุดเป้าหมาย

ค่าสถิติจากการแข่งขัน	เปลี่ยนความเร็วบอล ณ จุดเป้าหมาย	ไม่เปลี่ยนความเร็วบอล ณ จุดเป้าหมาย
Win/Draw/Lose	67/24/9	9/24/67
Goal Scored	222	89
Number Of Passes	25671	29135
Successful Passes	24282 (94.6%)	27617 (94.8%)
Risky Passes	770	381
Shots On Goal	437	218
Ball Possession (%)	56.8	43.2
Play Area (%)	48.1	51.9

ตารางที่ 6: ผลการแข่งขันระหว่างทีมที่เปลี่ยนความเร็วบอล ณ จุดเป้าหมาย ที่ไม่ได้ปัดเลขแรงส่งบอลเป็นจำนวนเต็มกับทีมที่ไม่เปลี่ยนความเร็วบอล ณ จุดเป้าหมาย

ค่าสถิติจากการแข่งขัน	เปลี่ยนความเร็วบอล ณ จุดเป้าหมาย (ไม่ปัดเลขแรงส่งบอล)	ไม่เปลี่ยนความเร็วบอล ณ จุดเป้าหมาย
Win/Draw/Lose	55/25/20	20/25/55
Goal Scored	163	93
Number Of Passes	27891	30963
Successful Passes	24685 (88.5%)	27695 (89.4%)
Risky Passes	783	398
Shots On Goal	368	241
Ball Possession (%)	57.1	42.9
Play Area (%)	50.7	49.3

อัลกอริทึมสำหรับการเปลี่ยนความเร็วบอล ณ จุดเป้าหมายนั้น มีการปัดตัวเลขแรงส่งบอลให้เป็นจำนวนเต็มก่อนที่จะคำนวณความเสี่ยงสุดท้าย $r_{intercepted}$ อยู่ด้วย ซึ่งเหตุผลที่ต้องปัดค่าให้เป็นจำนวนเต็มนั้น เพราะว่ามีผลทำให้ทีมชนะเพิ่มขึ้นอย่างเห็นได้ชัด ตารางที่ 6

แสดงผลการทดลองเมื่อไม่มีการปัดเลขแรงส่งบอลเป็นจำนวนเต็มสำหรับทีมที่เปลี่ยนความเร็วบอล ณ จุดเป้าหมาย

ผลการทดลองแสดงให้เห็นว่าทีมที่สามารถส่งบอลโดยเปลี่ยนความเร็วบอล ณ จุดเป้าหมายได้นั้น เหนือกว่าทีมที่ไม่ได้ใช้การเปลี่ยนความเร็วบอล ณ จุดเป้าหมาย ไม่ว่าจะมีการปัดเลขแรงส่งบอลเป็นจำนวนเต็มก่อนที่จะพิจารณาค่าความเสี่ยงสุดท้าย $r_{intercepted}$ หรือไม่ก็ตาม ทีมที่สามารถเปลี่ยนความเร็วบอล ณ จุดเป้าหมายได้นั้นมีจำนวนการส่งบอลน้อยกว่า แต่ยิงประตูได้บ่อยครั้งกว่า และได้ประตูมากกว่าด้วย ซึ่งหมายความว่าทีมที่สามารถเปลี่ยนความเร็วบอล ณ จุดเป้าหมาย สามารถสร้างโอกาสในการทำประตูโดยใช้จำนวนขั้นตอนการส่งน้อยกว่า มีการส่งบอลไปยังตำแหน่งที่ดีได้ในเวลารวดเร็วทำให้สามารถเจาะการป้องกันของฝ่ายตรงข้ามได้ จากตารางที่ 5 อัตราการส่งบอลสำเร็จของทั้งสองทีมอยู่ที่ประมาณ 95% ซึ่งตัวเลขนี้แสดงให้เห็นว่าทั้งสองทีมมีความแม่นยำในการส่งบอลเท่าเทียมกัน แต่จะสังเกตได้ว่าทีมที่สามารถเปลี่ยนความเร็วบอล ณ จุดเป้าหมายนั้นมีจำนวนการส่งลูกที่เสี่ยงมากกว่า ซึ่งอาจส่งผลให้บอลถึงประตูฝ่ายตรงข้ามได้ไวกว่านั่นเอง อัตราการยิงประตูสำเร็จ (จำนวนประตูที่ทำได้จริงหารด้วยจำนวนครั้งที่ยิงประตูเข้ากรอบประตู) ของทีมที่สามารถเปลี่ยนความเร็วบอล ณ จุดเป้าหมาย คือ 50.80% ในขณะที่อัตราการยิงประตูสำเร็จของทีมที่ไม่สามารถปรับเปลี่ยนความเร็วบอล ณ จุดเป้าหมาย คือ 40.83% โดยทั้งสองทีมใช้อัลกอริทึมในการยิงแบบเดียวกัน ความแตกต่างนี้ย้ำให้เห็นว่า ทีมที่สามารถเปลี่ยนความเร็วบอล ณ จุดเป้าหมายสามารถส่งบอลไปในตำแหน่งที่เหมาะสำหรับการยิงประตูได้บ่อยกว่า ซึ่งตรงกับสมมุติฐานของผู้วิจัยว่าการเปลี่ยนแรงในการส่งบอลได้นั้นสามารถเพิ่มตำแหน่งที่ดีสำหรับการส่งบอลในสนามได้

ผลการแข่งขันของทีมที่สามารถเปลี่ยนความเร็วบอล ณ จุดเป้าหมายที่มีการปัดเลขแรงส่งบอลให้เป็นจำนวนเต็มกับไม่มีการปัดเลขแรงส่งบอลให้เป็นจำนวนเต็ม จากตารางที่ 5 และตารางที่ 6 (ทั้งคู่แข่งกับทีมที่ไม่มีการเปลี่ยนความเร็วบอล ณ จุดเป้าหมาย) ถูกยกมาแสดงอีกครั้งในตารางที่ 7 โดยในตารางที่ 7 นี้มีข้อมูลเปอร์เซ็นต์ความแตกต่างของค่าต่างๆ เมื่อเทียบกับทีมที่เป็นฝ่ายตรงข้ามด้วย

ตารางที่ 7: เปรียบเทียบผลการแข่งของทีมที่เปลี่ยนความเร็วบอล ณ จุดเป้าหมายที่ปัดเลขแรงส่งบอลเป็นจำนวนเต็มกับไม่ปัดเลขแรงส่งบอลเป็นจำนวนเต็ม (ทั้งสองทีมแข่งกับทีมที่ไม่มีการเปลี่ยนความเร็วบอล ณ จุดเป้าหมาย)

ค่าสถิติจากการแข่งขัน	เปลี่ยนความเร็วบอล ณ จุดเป้าหมาย	เปลี่ยนความเร็วบอล ณ จุดเป้าหมาย (ไม่ปัดเลขแรงส่งบอล)
Win (%)	67	55
Goals Scored	222	163
Goals Scored Diff	+133	+70
Successful Passes (%)	94.6	88.5
Successful Passes Diff (%)	-0.2	-0.9
Risky Passes (%)	3	2.8
Risky Passes Diff (%)	+1.7	+1.5
Rate Of Scoring (%)	50.8	44.3
Rate Of Scoring Diff (%)	+10	+5.7
Ball Possession (%)	56.8	57.1
Ball Possession Diff (%)	+13.7	+14.2
Play Area (%)	48.1	50.7
Play Area Diff (%)	-3.8	+1.4

จากตารางที่ 7 จะเห็นได้ชัดว่าการปัดตัวเลขแรงส่งบอลให้เป็นจำนวนเต็มในอัลกอริทึมที่ 1 นั้นทำให้ทีมเล่นดีขึ้นอย่างเห็นได้ชัด เปอร์เซ็นต์ของการชนะ ประตูได้เสีย อัตราการยิงประตูสำเร็จ และอัตราการยิงประตูสำเร็จเมื่อเทียบกับฝ่ายตรงข้าม ดีกว่าเมื่อยังไม่มีการปัดตัวเลขแรงส่งบอล ส่วนค่าอื่นๆ นอกจากนี้มีค่าใกล้เคียงกัน ทีมที่ใช้การปัดตัวเลขแรงส่งบอลให้เป็นจำนวนเต็มมีเปอร์เซ็นต์การส่งบอลสำเร็จที่สูงกว่า แต่ว่าเปอร์เซ็นต์การส่งบอลสำเร็จเมื่อเทียบกับฝ่ายตรงข้ามนั้นมีค่าไม่ได้ดีกว่าทีมที่ไม่ได้ใช้การปัดตัวเลขแรงส่งบอล สำหรับอัตราส่วนของพื้นที่การเล่นเมื่อเทียบกับฝ่ายตรงข้ามจะได้ว่าทีมที่ใช้การปัดตัวเลขแรงส่งบอลมีการเล่นบอลในแดนฝ่ายตรงข้ามมากกว่า ซึ่งหมายความว่าสามารถบุกฝ่ายตรงข้ามได้ดีกว่าทีมที่ไม่ได้ใช้การปัดตัวเลขแรงส่งบอล

ค่าสถิติที่เก็บจำนวนครั้งที่เกิดกรณีที่เซตที่เป็นไปได้ของการตัดสินใจการส่งบอลเป็นเซตว่างหรือก็คือสถานการณ์ที่ไม่มีจุดส่งบอลใดผ่านการประเมินค่าความเสี่ยงเลยจะ

เรียกว่าโนพาส (no pass) เมื่อเจอกับสถานการณ์นี้ ปัญญาประดิษฐ์ทุกตัวที่สร้างขึ้นจะใช้พฤติกรรมพื้นฐานที่กำหนดไว้ตามที่อธิบายไว้ในข้อ 4.1.4 คือการพยายามเลี้ยงลูกออกห่างจากตัวละครฝ่ายตรงข้ามที่อยู่ใกล้ที่สุด จำนวนของโนพาส และเวลาเฉลี่ยในการคำนวณสำหรับการส่งแต่ละครั้ง (ที่ไม่ใช่โนพาส) จากเกมของตารางที่ 5 และตารางที่ 6 ถูกแสดงในตารางที่ 8 ซึ่งเวลาที่ใช้ในการคำนวณวัดโดยอาศัยคลาส StopWatch ของ C# .NET จำนวนโนพาสที่น้อยกว่าแสดงให้เห็นว่ามีจำนวนตำแหน่งที่คำนวณแล้วสามารถส่งบอลไปได้อย่างปลอดภัยมากกว่าซึ่งหมายความว่ามีโอกาสที่ทีมจะเล่นดีกว่าด้วย เวลาในการคำนวณโนพาสนั้นไม่ถูกนำมาคิดเพราะว่าเหตุการณ์โนพาสจะไม่มีการคำนวณตำแหน่งส่งบอลแบบพาเรโต ซึ่งเวลาที่ใช้ในการคำนวณการส่งบอลควรจะต้องเป็นเวลาที่มีการคำนวณพาเรโตด้วยจึงจะถือว่าครบถ้วน และเอาไปใช้เป็นแนวทางในการสร้างเกมจริงได้

ตารางที่ 8: จำนวนโนพาส และเวลาในการคำนวณเฉลี่ยของการส่งบอล

ค่าสถิติจากการแข่งขัน	**เกมจากตารางที่ 5**		**เกมจากตารางที่ 6**	
	เปลี่ยนความเร็วบอล ณ จุดเป้าหมาย	**ไม่เปลี่ยนความเร็วบอล ณ จุดเป้าหมาย**	**เปลี่ยนความเร็วบอล ณ จุดเป้าหมาย (ไม่ปัดเลขแรงส่งบอล)**	**ไม่เปลี่ยนความเร็วบอล ณ จุดเป้าหมาย**
จำนวนโนพาส	2602	5806	6067	8387
เวลาคำนวณเฉลี่ย (มิลลิวินาที)	31.13	30.95	34.78	29.5

จากตารางที่ 8 ทีมที่ใช้การเปลี่ยนความเร็วบอล ณ จุดเป้าหมายทั้งสองทีมมีจำนวนโนพาสน้อยกว่าทีมฝ่ายตรงข้ามอย่างเห็นได้ชัด ซึ่งผลที่ได้นี้ช่วยย้ำให้เห็นว่าทีมที่ใช้การเปลี่ยนความเร็วบอล ณ จุดเป้าหมายนั้นมีจำนวนตำแหน่งที่สามารถส่งบอลไปได้มากกว่าทีมที่ไม่ใช้การเปลี่ยนความเร็วบอล ณ จุดเป้าหมาย และจะเห็นได้ว่าจำนวนโนพาสของการคำนวณแบบมีการปัดตัวเลขแรงส่งบอลให้เป็นจำนวนเต็มนั้นน้อยกว่าแบบที่ไม่ปัดเลขแรงส่งบอล ทั้งแบบเทียบค่ากันตรงๆ และเทียบกับทีมฝ่ายตรงข้ามเป็นร้อยละ สำหรับเวลาในการคำนวณการตัดสินใจการส่งบอล ทีมที่ใช้การเปลี่ยนความเร็วบอล ณ จุดเป้าหมายทั้งสองทีมใช้เวลาในการคำนวณการส่งบอลมากกว่าทีมฝ่ายตรงข้าม ซึ่งเป็นธรรมดาเพราะมีการคำนวณการส่งบอลที่ซับซ้อนกว่า เมื่อเปรียบเทียบทีมที่ใช้การเปลี่ยนความเร็วบอล ณ จุดเป้าหมายทั้งสองทีม จะเห็นได้ว่าทีมที่มีการปัดเลขแรงส่งบอลเป็นจำนวนเต็มจะใช้เวลาในการคำนวณน้อยกว่า เฉลี่ยแล้วทีมที่มีการปัดเลขแรงส่งบอลเป็นจำนวนเต็มใช้เวลาในการคำนวณการส่งช้ากว่าทีมคู่ต่อสู้ 0.18 มิลลิวินาที แต่ทีมที่ไม่มีการปัดเลขแรงส่งบอลเป็นจำนวนเต็มใช้เวลาช้ากว่าทีมคู่ต่อสู้ 5.28 มิลลิวินาที ซึ่งการที่ได้ค่าเวลาเร็วกว่าน่าจะเป็นเพราะเมื่อเกิดการปัดเลขแรงส่งบอลให้เป็น

จำนวนเต็ม ระยะห่างของแรงเตะที่มากที่สุดที่เป็นไปได้กับแรงเตะที่น้อยที่สุดที่เป็นไปได้มีค่าลดลง ทำให้จำนวนลูปในการคำนวณตอนที่หาค่าที่เหมาะสมกับ $r_{intercepted}$ ลดลงไปด้วย นอกจากนี้การคำนวณโดยใช้จำนวนเต็มอาจทำได้เร็วกว่าการคำนวณที่ใช้จำนวนทศนิยม

จากผลการทดลองทั้งหมดในบทนี้สามารถสรุปได้ว่าวิธีการส่งบอลโดยเปลี่ยนความเร็วลูกบอล ณ จุดเป้าหมายที่งานวิจัยนี้นำเสนอ ช่วยเพิ่มประสิทธิภาพในการตัดสินใจส่งบอลของปัญญาประดิษฐ์ได้จริง ซึ่งความสามารถของปัญญาประดิษฐ์ที่พัฒนาได้ในบทนี้จะถูกนำไปใช้เป็นต้นแบบในการพัฒนาวิธีการตัดสินใจในการส่งบอลยาวต่อไป

บทที่ 5

การพัฒนาการตัดสินใจในการส่งบอลยาว

เนื้อหาในบทนี้จะอธิบายถึงแนวคิด และวิธีการพัฒนาการส่งบอลยาวให้กับปัญญาประดิษฐ์ รวมถึงการพัฒนาวิธีการตัดสินใจในการเลือกส่งบอลแต่ละประเภท ในส่วนสุดท้ายจะเป็นการทดลองเพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพการเล่นฟุตบอลระหว่างทีมที่ส่งบอลบนพื้นอย่างเดียวกับทีมที่สามารถส่งบอลยาวได้ด้วย รวมถึงการทดลองเปรียบเทียบประสิทธิภาพของวิธีการตัดสินใจเลือกส่งบอลแต่ละประเภทที่งานวิจัยนี้นำเสนอ

5.1 การตัดสินใจของปัญญาประดิษฐ์ในการส่งบอลยาว

5.1.1 แนวคิดในการพัฒนาการส่งบอลยาว

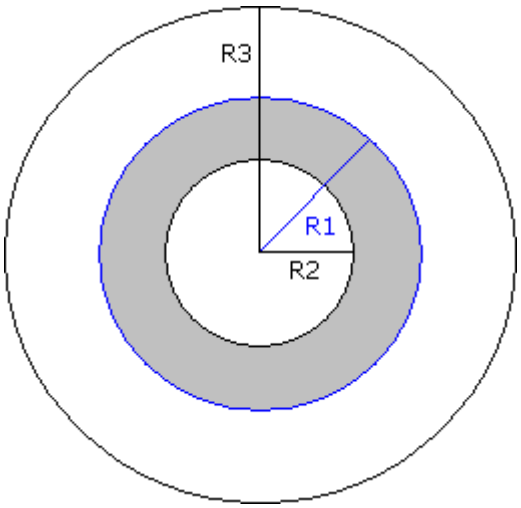
ประโยชน์ของการส่งบอลยาวหรือการส่งลูกโด่งที่เห็นได้ชัดคือสามารถส่งบอลให้เพื่อนร่วมทีมได้ในระยะไกล สามารถส่งบอลข้ามศีรษะฝ่ายตรงข้ามที่เข้ามาขวางได้ ช่วยให้ทีมเปลี่ยนแผนการเล่นจากรับเป็นรุกได้อย่างรวดเร็ว ช่วยเพิ่มความหลากหลายของเกมรุกเพื่อสร้างโอกาสในการทำประตู เช่น การส่งบอลโด่งเข้ากลางให้เพื่อนร่วมทีมโหม่งทำประตู เป็นต้น ในการแข่งขันฟุตบอลจริงๆ ก็มีให้เห็นอยู่บ่อยครั้งที่ผู้เล่นสามารถส่งบอลยาวจากแดนหลังของตัวเองไปให้กองหน้าวิ่งหนีแนวรับของฝ่ายตรงข้ามเข้าไปทำประตูได้ แต่ว่าการจะส่งบอลยาวให้ได้ประสิทธิภาพจำเป็นต้องอาศัยความแม่นยำในการส่งบอลสูง เพราะว่าลูกบอลจะเคลื่อนที่ได้รวดเร็วกว่าบนพื้นเนื่องจากแรงต้านอากาศมีน้อยกว่าแรงเสียดทานที่พื้นมาก ทำให้ถ้าหากส่งบอลแรงเกินไปก็อาจจะทำให้เพื่อนร่วมทีมวิ่งมารับบอลไม่ทัน นอกจากนี้สิ่งที่ต้องคำนึงถึงอีกอย่างคือระดับความสูงในการส่งบอล จากการทดลองพบว่าถ้าหากลูกบอลมีความสูงมากเกินไปก็อาจจะทำให้เสียบอลได้ง่ายๆ หรือทำให้เพื่อนร่วมทีมรับบอลมาเล่นต่อได้ยาก เพราะต้องเสียเวลาเอาบอลลงให้อยู่ในตำแหน่งที่ถนัดก่อนที่จะสามารถเล่นบอลต่อได้ ซึ่งจะทำให้ขาดความต่อเนื่องในการเล่นเกมรุก และอาจเสียโอกาสในการเข้าทำประตูได้ เนื่องจากผู้เล่นฝ่ายตรงข้ามวิ่งเข้ามาป้องกันได้ทัน ทำให้ประสิทธิภาพโดยรวมแย่กว่าการส่งบอลบนพื้นเพราะเสียบอลง่าย เพื่อให้การส่งบอลยาวเป็นไปอย่างมีประสิทธิภาพผู้วิจัยจึงกำหนดคุณสมบัติของการส่งบอลยาวไว้ดังนี้

1. ลูกบอลจะเคลื่อนที่แบบวิถีโค้งเท่านั้น (projectile)
2. เมื่อลูกบอลเคลื่อนที่ไปถึงจุดเป้าหมาย ระดับความสูงของลูกบอลไม่ควรจะสูงเกินเข่าของผู้รับบอล ทั้งนี้ก็เพื่อให้ผู้รับบอลสามารถเอาบอลลงแล้วเล่นบอลต่อ

ได้ทันที โดยงานวิจัยนี้กำหนดให้ลูกบอลมีระดับความสูงประมาณเส้นผ่านศูนย์กลางของลูกบอล ณ จุดเป้าหมาย

3. จากข้อ 2. ถ้าหากประเมินค่าความเสี่ยงของการส่งบอลยาวที่จุดเป้าหมายแล้วพบว่าจำเป็นต้องส่งบอลให้มีระดับความสูงมากกว่าที่งานวิจัยกำหนด การส่งบอลยาวไปที่จุดเป้าหมายดังกล่าวจะต้องเป็นการส่งบอลให้เพื่อนร่วมทีมโหม่งต่อ ดังนั้นระดับความสูงของลูกบอลจะต้องไม่เกินระดับศีรษะของเพื่อนร่วมทีม

จากการทดลองพบว่าการกำหนดเงื่อนไขการส่งบอลยาวแบบนี้จะช่วยทำให้ผู้รับบอลสามารถพักบอล และเล่นบอลได้รวดเร็วขึ้น รวมถึงมีโอกาสรับบอลพลาดลดลงด้วย (การรับบอลของปัญญาประดิษฐ์ในงานวิจัยนี้จะมีการกำหนดความเร็วสูงสุดแนวราบที่จะสามารถรับบอลได้โดยไม่กระฉอกไว้ด้วย ซึ่งถ้าหากบอลมีความเร็วเกินค่าที่กำหนดดังกล่าวจะทำให้บอลเลยผู้รับบอลไปในทิศทางเดิม แต่ว่าความเร็วบอลจะลดลง การส่งบอลในงานวิจัยนี้ต้องการให้เกิดความผิดพลาดน้อยที่สุดเพื่อให้สามารถวัดผลความแตกต่างระหว่างการใช้การส่งบอลโด่งกับการไม่ใช้การส่งบอลโด่ง ดังนั้นจึงกำหนดแรงส่งบอลที่ผู้ส่งจะสามารถส่งได้ให้ไม่เกินความเร็วบอลสูงสุดที่ผู้รับสามารถรับได้โดยไม่กระฉอก แต่ว่าการยิงประตูจะมีความเร็วบอลมากกว่าค่านี้) สิ่งจำเป็นที่ต้องคำนึงถึงอีกเรื่องคือระยะของพื้นที่ที่ต้องการให้ปัญญาประดิษฐ์พิจารณาในการส่งบอลแต่ละประเภท งานวิจัยนี้กำหนดระยะของพื้นที่การส่งบอลไว้ดังภาพที่ 23



ภาพที่ 23: พื้นที่การส่งบอลบนพื้น และการส่งบอลยาว

จากภาพที่ 23 ตัวแปร R1 คือรัศมีของระยะไกลที่สุดในการส่งบอลบนพื้น ตัวแปร R2 และ R3 คือรัศมีระยะใกล้ และระยะไกลที่สุดในการส่งบอลยาวตามลำดับ จุดศูนย์กลางคือตำแหน่งของผู้ครองบอล พื้นที่สีทึบคือพื้นที่ทับซ้อนกันระหว่างการส่งบอลบนพื้น และการส่งบอลยาว การพิจารณาจุดการส่งบอลในพื้นที่สีทึบจะพิจารณาการส่งบอลบนพื้นก่อน ถ้าหาก

ประเมินค่าความเสี่ยงสำหรับการส่งบอลบนพื้นแล้วพบว่ามีความเสี่ยงสูง จุดดังกล่าวจะถูกนำมาใช้พิจารณาต่อว่าสามารถส่งบอลยาวแทนได้หรือไม่ ถ้าหากยังไม่ได้อีกก็จะตัดจุดนั้นออกจากการพิจารณาการตัดสินใจส่งบอล จากข้อมูลที่กล่าวมาจะได้ว่าการส่งบอลในงานวิจัยนี้มีทั้งหมด 3 ประเภทดังนี้

- การส่งบอลบนพื้น เป็นการส่งบอลแบบพื้นฐาน มีระยะ R1 เท่ากับ 25 เมตร
- การส่งบอลยาวธรรมดา เป็นการส่งบอลให้บอลลอยเหนือพื้น มีจุดประสงค์เพื่อส่งบอลให้ถึงจุดเป้าหมายได้อย่างรวดเร็ว ดังนั้นระดับความสูงของบอลอาจจะไม่มากนัก มีระยะ R2 และ R3 เท่ากับ 13 เมตร และ 35 เมตรตามลำดับ
- การส่งบอลยาวเพื่อให้เพื่อนร่วมทีมโหม่งบอล มีจุดประสงค์เพื่อต้องการส่งบอลข้ามหัวผู้เล่นฝ่ายตรงข้ามที่เข้ามาขวางหรือต้องการส่งบอลเข้าไปในบริเวณที่มีผู้เล่นฝ่ายตรงข้ามอยู่จำนวนมาก เช่น บริเวณเขตโทษ เป็นต้น ดังนั้นระดับความสูงของบอลจะค่อนข้างมาก มีระยะ R2 และ R3 เช่นเดียวกับการส่งบอลยาวธรรมดา

การตัดสินใจในการส่งบอลยาวจะใช้วิธีการคำนวณหาดุลยภาพสูงสุดของพาเรโตเพื่อหาจุดส่งบอลที่เหมาะสมที่สุดเช่นเดียวกับการส่งบอลบนพื้น ส่วนฟังก์ชันผลประโยชน์ ฟังก์ชันความเสี่ยง และฟังก์ชันค่าใช้จ่ายจะเป็นฟังก์ชันเดียวกันกับที่กล่าวไว้ในข้อ 4.1.2 ของบทที่ 4 รวมถึงค่าริสค์คอนสเตรนท์ต่างๆ ก็จะใช้ค่าเดียวกับที่ได้จากการทดลองในบทที่ 4 ด้วย สิ่งที่แตกต่างกันคือการประเมินฟังก์ชันความเสี่ยง และการคำนวณแรงในการส่งบอลเนื่องจากต้องคำนวณแรงทั้งในแนวราบ และแนวดิ่ง หลังจากที่สามารถหาจุดที่เหมาะสมสำหรับการส่งบอลแต่ละประเภทมาได้แล้ว ขั้นตอนสุดท้ายคือการเลือกว่าจะส่งบอลประเภทใด รายละเอียดของการตัดสินใจในขั้นตอนต่างๆ จะอธิบายในหัวข้อต่อๆ ไป การส่งบอลยาวในโปรแกรมจำลองการแข่งขันของงานวิจัยนี้จะมีการแสดงสีที่ต่างจากการส่งบอลบนพื้นคือ ใช้สีฟ้าอ่อนสำหรับจุดที่อยู่ในเซตที่เป็นไปได้ แต่ว่าไม่ได้อยู่ในเซตของดุลยภาพสูงสุดพาเรโต และใช้สีม่วงอ่อนสำหรับจุดที่อยู่ในเซตของดุลยภาพสูงสุดพาเรโต แต่ว่าจุดที่ถูกเลือกให้เป็นจุดที่เหมาะสมที่สุดจะใช้สีแดงเช่นเดียวกับการส่งบอลบนพื้น

5.1.2 การคำนวณหาความเร็วในการส่งบอลยาว

จากที่ได้แสดงผลการทดลองในบทที่ 4 แล้วว่าการส่งบอลแบบเปลี่ยนความเร็วของลูกบอล ณ จุดเป้าหมายมีประสิทธิภาพที่ดีกว่าการส่งบอลแบบไม่เปลี่ยนความเร็วของลูกบอล ณ จุดเป้าหมาย ดังนั้นการส่งบอลยาวในงานวิจัยนี้จะใช้วิธีการส่งโดยเปลี่ยนความเร็วของลูกบอล ณ จุดเป้าหมายเท่านั้น วิธีการคำนวณแรงส่งบอลสำหรับการส่งบอลยาวถูกแสดงไว้ในอัลกอริทึมที่ 2

อัลกอริทึมที่ 2: วิธีการหาความเร็วในการส่งบอลยาวสำหรับการส่งบอลโดยเปลี่ยนความเร็วของลูกบอล ณ จุดเป้าหมาย

```
maxKickHorizontal ← playerMaxKickHorizontal
minKickHorizontal ← playerMinKickHorizontal

tempKickHorizontal ← compute: horizontal kicking force that causes r_out_of_field to
                              reach its constraint value
if tempKickHorizontal < maxKickHorizontal then
  maxKickHorizontal ← tempKickHorizontal
  if maxKickHorizontal < minKickHorizontal then
    return //neglect this passing destination
  end if
end if

tempKickHorizontal ← compute: horizontal kicking force that causes r_ball_too_fast to
                              reach its constraint
if tempKickHorizontal < maxKickHorizontal then
  maxKickHorizontal ← tempKickHorizontal
  if maxKickHorizontal < minKickHorizontal then
    return //neglect this passing destination
  end if
end if

maxKickHorizontal ← round value down
//no need to do this operation if playerMinKickHorizontal is integer value
minKickHorizontal ← round value up

increment ← 1
tempKickHorizontal ← minKickHorizontal
forceExceedLimit ← true

while true
  r_intercepted ← compute: r_intercepted the same way as for a normal pass by using
                  tempKickHorizontal, but consider the ball is moving at constant
                  velocity because there is no friction in the air
  if r_intercepted <= constraint_of_ r_intercepted then
    if tempKickHorizontal > minKickHorizontal then
      minKickHorizontal ← tempKickHorizontal
      if maxKickHorizontal >= minKickHorizontal then
        forceExceedLimit ← false
      end if
      break //out of while loop
    else
      forceExceedLimit ← false
      break //out of while loop
    end if
  else
```

```
    tempKickHorizontal ← tempKickHorizontal + increment
    if tempKickHorizontal > maxKickHorizontal
      //forceExceedLimit is true
      //modify tempKickHorizontal to previous value that is still not exceed
maxKickHorizontal
      tempKickHorizontal ← tempKickHorizontal - increment
      if tempKickHorizontal > minKickHorizontal then
        //this horizontal kicking force is used in long pass for heading
        minKickHorizontal ← tempKickHorizontal
      end if
      break //out of while loop
    end if
  end if
end while

passToHead ← false

if forceExceedLimit then
  kickForceHorizontal ← minKickHorizontal
  passToHead ← true
  kickForceVertical ← compute: vertical kicking force which sends the ball to drop at
                              around the receiver's head
  if kickForceVertical > playerMaxKickVertical
    return //neglect this passing destination
  end if

  kickForce ← compute: vector kickForceHorizontal + vector kickForceVertical
  return kickForce
else
  tempKickHorizontal ← compute: horizontal kicking force that causes
                               r_many_opponents to reach its constraint value
  if tempKickHorizontal > minKickHorizontal then
    if maxKickHorizontal < tempKickHorizontal then
      forceExceedLimit ← true
      passToHead ← true
    else
      minKickHorizontal ← tempKickHorizontal
    end if
  end if

  if passToHead
    kickForceHorizontal ← minKickHorizontal
    kickForceVertical ← compute: vertical kicking force which sends the ball to drop
                                    at around the receiver's head
    if kickForceVertical > playerMaxKickVertical
      return //neglect this passing destination
    end if

    kickForce ← compute: vector kickForceHorizontal + vector kickForceVertical
```

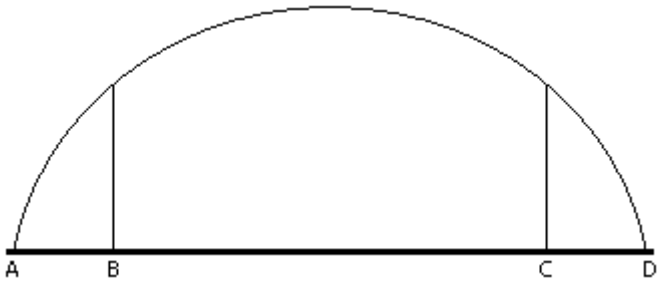
```
    return kickForce
  else
    kickForceHorizontal ← (minKickHorizontal + maxKickHorizontal)/2
    kickForceVertical ← compute: vertical kicking force which sends the ball to drop
                                 at the height around the ball diameter above the
                                 ground when it reaches destination point
    if kickForceVertical > playerMaxKickVertical
      return //neglect this passing destination
    end if

    kickForce ← compute: vector kickForceHorizontal + vector kickForceVertical
    return kickForce
  end if
end if
```

จากอัลกอริทึมที่ 2 การคำนวณแรงส่งบอลสามารถแบ่งออกเป็น 2 ส่วนคือ แรงส่งบอลยาวธรรมดากับแรงส่งบอลยาวเพื่อให้เพื่อนโหม่ง โดยตัวแปร passToHead ใช้ระบุประเภทของการส่งบอลยาว ถ้าหากเป็นการส่งบอลยาวให้เพื่อนโหม่งค่าดังกล่าวจะเป็นจริง ส่วนตัวแปร forceExceedLimit ใช้สำหรับระบุว่าสามารถคำนวณแรงส่งต่ำสุดที่เป็นไปได้ในแนวราบของฟังก์ชันความเสี่ยง $r_{intercepted}$ ได้หรือไม่ ถ้าหากคำนวณไม่ได้ก็จะสรุปให้เป็นการส่งบอลยาวให้เพื่อนโหม่งทันที แต่ถ้าได้จึงจะมาพิจารณาฟังก์ชันความเสี่ยง $r_{many_opponents}$ ต่อ ถ้ายังสามารถคำนวณแรงส่งต่ำสุดที่เป็นไปได้ในแนวราบได้ก็จะถือว่าเป็นการส่งบอลยาวธรรมดา แต่ถ้าไม่ได้ก็จะถือว่าเป็นการส่งบอลยาวให้เพื่อนโหม่งเช่นกัน ความแตกต่างที่สำคัญของการส่งบอลยาวทั้งสองประเภทคือการคำนวณแรงสุดท้ายในแนวราบ สำหรับการส่งบอลยาวธรรมดาจะใช้ค่าเฉลี่ยของแรงสูงสุดและต่ำสุดในแนวราบเช่นเดียวกับการส่งบอลบนพื้น แต่ว่ากรณีส่งบอลยาวให้เพื่อนโหม่งจะใช้แค่แรงต่ำสุดในแนวราบเท่านั้น สาเหตุเพราะว่าการส่งบอลยาวนั้นลูกบอลจะเคลื่อนที่ได้รวดเร็วกว่าการส่งบอลบนพื้นมาก ทำให้มีโอกาสสูงกว่าที่เพื่อนจะมารับบอลไม่ทัน และการส่งบอลให้เพื่อนโหม่งจำเป็นต้องให้บอลลอยสูงในระดับศีรษะที่จุดเป้าหมายได้พอดีด้วย ทำให้การส่งบอลประเภทนี้มีโอกาสสูงที่จะส่งพลาดมากกว่าการส่งบอลประเภทอื่น เพราะผู้รับบอลจำเป็นต้องวิ่งมายังจุดรับบอลให้ทันในขณะที่บอลยังคงลอยอยู่บนระดับศีรษะ ซึ่งถ้าหากมารับบอลไม่ทันจะมีโอกาสสูงมากที่บอลจะออกนอกสนามเพราะบอลลอยอยู่สูง และเคลื่อนที่มาอย่างรวดเร็วนั่นเอง แม้ว่าการคำนวณแรงส่งบอลตามอัลกอริทึมที่ 2 จะมีการคิดชดเชยความเสี่ยงที่เพื่อนจะมารับบอลไม่ทัน ($r_{ball_too_fast}$) อยู่แล้วก็ตามที แต่เพื่อให้แน่ใจว่าความเสี่ยงดังกล่าวจะมีผลน้อยที่สุด ผู้วิจัยจึงตัดสินใจให้ใช้ค่าแรงต่ำสุดในแนวราบเท่านั้น สำหรับการคำนวณแรงในแนวดิ่งก็จะขึ้นอยู่กับประเภทของการส่งบอลยาว กรณีการส่งบอลยาวธรรมดาก็จะคำนวณให้ระดับความสูงของบอลอยู่เหนือพื้นประมาณเส้นผ่านศูนย์กลางของลูกบอล ณ จุดเป้าหมาย ส่วนกรณีการส่งบอลยาวเพื่อให้เพื่อนโหม่งก็จะคำนวณให้ระดับความสูงของบอลอยู่ระดับเดียวกับศีรษะของผู้รับบอล (ผู้เล่นในงานวิจัยนี้สูง 2 เมตรทุกคน) ขั้นตอน

สุดท้ายคือ หาเวกเตอร์ของแรงรวมระหว่างแรงส่งในแนวราบกับแรงส่งในแนวดิ่งก็จะได้ผลลัพธ์เป็นแรงส่งบอลสำหรับการส่งบอลยาว ณ จุดเป้าหมายนั้นๆ จะสังเกตได้ว่าการส่งบอลยาวเพื่อให้เพื่อนโหม่งจะเกิดขึ้นเมื่อการคำนวณแรงส่งไม่ผ่านการประเมินฟังก์ชันความเสี่ยง $r_{intercepted}$ หรือ $r_{many_opponents}$ ซึ่งสะท้อนให้เห็นถึงจุดประสงค์ของการส่งบอลยาวเพื่อให้เพื่อนโหม่งตามที่ได้กล่าวไว้ในข้อ 5.1.1

5.1.3 การประเมินค่าความเสี่ยงสำหรับการส่งบอลยาว

การคำนวณเวลาการเคลื่อนที่ของลูกบอลในการส่งบอลยาวสามารถคำนวณได้จากสมการการเคลื่อนที่ของฟิสิกส์ได้เช่นเดียวกับการส่งบอลบนพื้น ดังนั้นการประเมินค่าความเสี่ยงต่างๆ จึงใช้นิยามเดียวกันได้ รวมถึงค่าริสค์คอนสเตรนท์ก็จะใช้ค่าเดียวกับที่ได้จากการทดลองในบทที่ 4 ด้วย แต่ว่าการส่งบอลยาวจะให้ความสำคัญกับฟังก์ชันความเสี่ยง $r_{many_opponents}$ น้อยกว่า และให้ความสำคัญกับฟังก์ชันความเสี่ยง $r_{out_of_field}$ มากกว่า ดังนั้นจึงกำหนดค่าริสค์คอนสเตรนท์ให้กับสองฟังก์ชันดังกล่าวจากเดิม 0.5 และ -0.5 เป็น 1 และ -1 ตามลำดับ สิ่งที่แตกต่างอีกประการหนึ่งคือการประเมินฟังก์ชันความเสี่ยง $r_{intercepted}$ ซึ่งฟังก์ชันดังกล่าวมีนิยามคือความเสี่ยงที่จะถูกฝ่ายตรงข้ามตัดบอลระหว่างทางก่อนที่บอลจะถึงจุดเป้าหมาย สาเหตุที่มีการประเมินต่างจากการส่งบอลบนพื้นก็เพราะว่าบอลยาวจะเคลื่อนที่เป็นวิถีโค้งทำให้วิธีการคำนวณตำแหน่งที่ฝ่ายตรงข้ามจะตัดบอลได้แตกต่างกันนั่นเอง



ภาพที่ 24: เส้นทางการเคลื่อนที่ของลูกบอลแบบวิถีโค้ง

จากภาพที่ 24 การคำนวณว่าฝ่ายตรงข้ามจะสามารถตัดบอลระหว่างทางได้หรือไม่นั้นจะคำนวณเฉพาะระยะ AB และ CD โดยมีเงื่อนไขว่าระดับความสูงของลูกบอล ณ จุด B และ C จะต้องสูงกว่าความสูงของผู้เล่นฝ่ายตรงข้าม ทำให้สามารถละเลยระยะทาง BC ได้ เพราะว่าลูกบอลจะอยู่ระดับสูงเกินกว่าที่ผู้เล่นฝ่ายตรงข้ามจะสามารถเล่นบอลได้ ผู้เล่นทุกคนในโปรแกรมจำลองการแข่งขันฟุตบอลของงานวิจัยนี้มีความสูงเท่ากันคือ 2 เมตร จะได้ระดับความสูงของลูกบอลที่จุด B และ C จะต้องไม่ต่ำกว่า 2 เมตร ดังนั้นก่อนที่จะเริ่มคำนวณค่าความเสี่ยง $r_{intercepted}$ ได้จำเป็นต้องหาตำแหน่งของจุด B และ C ให้ได้ก่อนโดยใช้สมการฟิสิกส์ของการเคลื่อนที่วิถีโค้ง แต่ถ้าหากว่าคำนวณจุดสูงสุดของลูกบอลแล้วพบว่ามีความสูงไม่เกิน 2 เมตรก็

แสดงว่าการส่งบอลยาวในครั้งนี้มีระดับความสูงไม่มากนัก กรณีนี้จึงจำเป็นต้องคำนวณหาจุดตัดบอลของฝ่ายตรงข้ามตลอดระยะ AD เช่นเดียวกับการส่งบอลบนพื้น (เพื่อป้องกันความสับสนการคำนวณฟังก์ชัน $r_{intercepted}$ เพื่อหาแรงส่งบอลในอัลกอริทึมที่ 2 จะใช้วิธีเดียวกับการส่งบอลบนพื้นคือพิจารณาทั้งระยะ AD เพียงแต่จะพิจารณาให้บอลเคลื่อนที่ด้วยความเร็วคงที่แทน เพราะถือว่าบนอากาศไม่มีแรงเสียดทาน สาเหตุที่คำนวณแบบนี้เป็นเพราะว่าการคำนวณหาแรงส่งบอลเพื่อให้ได้แรงที่ผ่านการประเมินความเสี่ยงได้ในขั้นตอนเดียวนั้นจะมีความซับซ้อนสูงมาก เนื่องจากสามารถเปลี่ยนแรงได้ทั้งแนวตั้งและแนวนอน ดังนั้นผู้วิจัยจึงทำการประมาณให้คำนวณตามวิธีการดังกล่าวเพื่อลดความซับซ้อน แล้วจึงมาตรวจสอบค่าความเสี่ยงแบบละเอียดในขั้นตอนการประเมินค่าความเสี่ยงนี้อีกที)

หลังจากคำนวณแรงส่งบอล และรู้ประเภทของการส่งบอลยาวแล้วขั้นตอนต่อไปคือการประเมินค่าความเสี่ยงเพื่อหาเซตที่เป็นไปได้ การส่งบอลยาวธรรมดาจะมีจำนวนค่าความเสี่ยงที่ต้องประเมินเท่ากับการส่งบอลบนพื้น แต่ว่าถ้าหากประเมินฟังก์ชันความเสี่ยง $r_{intercepted}$ หรือ $r_{many_opponents}$ ไม่ผ่าน ปัญญาประดิษฐ์จะยังไม่ตัดจุดพิจารณานั้นทิ้ง แต่จะทำการคำนวณแรงส่งในแนวดิ่งใหม่เพื่อเปลี่ยนเป็นการส่งบอลยาวเพื่อให้เพื่อนโหม่งแทน แล้วจึงทำการประเมินค่าความเสี่ยงต่อไป ในการประเมินค่าความเสี่ยงสำหรับการส่งบอลเพื่อให้เพื่อนโหม่ง ถ้าหากยังประเมินค่าความเสี่ยงไม่ผ่านก็จะตัดจุดพิจารณานั้นทิ้งทันที โดยเงื่อนไขการประเมินจะแตกต่างจากการส่งบอลประเภทอื่นดังนี้

- ไม่มีการประเมินฟังก์ชันความเสี่ยง $r_{many_opponents}$ เพราะว่าการส่งบอลยาวเพื่อให้เพื่อนโหม่งถูกออกแบบมาเพื่อส่งบอลไปในบริเวณที่มีฝ่ายตรงข้ามหลายคนอยู่แล้ว
- กรณีที่จุดส่งบอลที่พิจารณาอยู่นอกเขตโทษของฝ่ายตรงข้ามจะกำหนดให้ค่าริสค์คอนสเตรนท์ของฟังก์ชันความเสี่ยง $r_{intercepted}$ เป็น 0 เพราะเนื่องจากว่าการส่งบอลให้เพื่อนโหม่งจะใช้เฉพาะแรงส่งต่ำสุดในแนวราบ (ตามวิธีการคำนวณแรงส่งในอัลกอริทึมที่ 2) ดังนั้นจึงมีโอกาสที่ความเร็วของบอลอาจจะช้าเนื่องจากใช้แรงไม่มาก ซึ่งมีโอกาสถูกตัดบอลได้ง่ายในขณะที่บอลลอยต่ำ การกำหนดให้ค่าริสค์คอนสเตรนท์ของฟังก์ชันความเสี่ยง $r_{intercepted}$ เป็น 0 (หรือน้อยกว่า 0) เป็นการบังคับว่าการส่งบอลนั้นๆ จะต้องไม่มีความเสี่ยงที่จะถูกฝ่ายตรงข้ามตัดบอลได้เลย
- กรณีที่จุดส่งบอลที่พิจารณาอยู่ในเขตโทษของฝ่ายตรงข้ามจะกำหนดให้ค่าริสค์คอนสเตรนท์ของฟังก์ชันความเสี่ยง $r_{intercepted}$ และ $r_{ball_too_fast}$ เป็น 0.5 จากการทดสอบพบว่าการกำหนดค่าดังกล่าวช่วยทำให้ปัญญาประดิษฐ์ส่งบอลเข้ากลางบ่อยมากยิ่งขึ้น แม้ว่าจากการสังเกตจะมีโอกาสเสียบอลบ่อยขึ้น แต่จากสถิติ

พบว่ามีโอกาสทำประตูได้บ่อยขึ้นเช่นกัน ซึ่งถ้าวิจารณ์ในเชิงของการเล่นฟุตบอลแล้วผู้วิจัยมองว่าเป็นการตัดสินใจที่สมเหตุสมผล เพราะเป็นการยอมเสี่ยงเพื่อสร้างโอกาสทำประตูด้วยการโหม่งบอล ซึ่งเห็นได้บ่อยครั้งในการแข่งขันฟุตบอลจริงๆ

5.1.4 ค่าความน่าจะเป็นของฟังก์ชันวัตถุประสงค์ในการประเมินหาจุดที่เหมาะสมที่สุดสำหรับการส่งบอลยาวเพื่อให้เพื่อนโหม่ง

จากที่ได้กล่าวไปในข้อ 5.1.1 ว่าการส่งบอลยาวเพื่อให้เพื่อนโหม่งมีจุดประสงค์เพื่อต้องการส่งบอลข้ามหัวผู้เล่นฝ่ายตรงข้ามที่เข้ามาขวางหรือต้องการส่งบอลเข้าไปในบริเวณที่มีผู้เล่นฝ่ายตรงข้ามอยู่จำนวนมาก ดังนั้นการส่งบอลประเภทนี้จะไม่พิจารณาฟังก์ชันความเสี่ยง $r_{many_opponents}$ และ $r_{intercepted}$ ในการประเมินหาจุดที่เหมาะสมที่สุดจากเซตของดุลยภาพสูงสุดพาเรโต การกำหนดค่าความน่าจะเป็นของฟังก์ชันวัตถุประสงค์แต่ละฟังก์ชันจึงมีความแตกต่างจากการส่งบอลบนพื้น และการส่งบอลยาวธรรมดาเล็กน้อย (การส่งบอลทั้งสองแบบนี้ใช้ค่าความน่าจะเป็นค่าเดียวกัน) ค่าความน่าจะเป็นของฟังก์ชันวัตถุประสงค์แต่ละฟังก์ชันที่ใช้ในการส่งบอลยาวเพื่อให้เพื่อนโหม่งถูกแสดงในตารางที่ 9

ตารางที่ 9: ค่าความน่าจะเป็นของฟังก์ชันวัตถุประสงค์แต่ละฟังก์ชันที่ใช้ในการส่งบอลยาวเพื่อให้เพื่อนโหม่ง

ฟังก์ชันวัตถุประสงค์	ค่าความน่าจะเป็น
Tactical Value	0.15
Scoring Chance	0.55
$r_{opponent_reach}$	0.075
$r_{ball_too_fast}$	0.075
$r_{out_of_field}$	0.075
Cost	0.075
Total	1

5.1.5 การตัดสินใจโหม่งบอลของปัญญาประดิษฐ์

การโหม่งบอลจะเกิดขึ้นเมื่อลูกบอลลอยอยู่ระดับศีรษะ และอยู่ในระยะการเล่นบอลของปัญญาประดิษฐ์ การโหม่งบอลมี 2 ประเภทดังนี้

- การโหม่งเพื่อยิงประตู มีขั้นตอนการตัดสินใจเช่นเดียวกับข้อ 3.4 ในบทที่ 3

- การโหม่งบอลทิ้ง มีขั้นตอนการตัดสินใจเช่นเดียวกับข้อ 3.5 ในบทที่ 3
- การโหม่งเพื่อส่งบอล การส่งบอลแบบนี้จะเป็นซับเซตของการส่งบอลยาว มีขั้นตอนการตัดสินใจเช่นเดียวกันเพียงแต่ว่าจะไม่มีการพิจารณาหาจุดที่เหมาะสมที่สุดสำหรับการส่งบอลบนพื้น ระยะที่สามารถโหม่งบอลส่งต่อไปได้คือภายในรัศมี 16 เมตรรอบตัวของผู้เล่น

5.2 การตัดสินใจของปัญญาประดิษฐ์ในการเลือกประเภทการส่งบอล

หลังจากผ่านกระบวนการตัดสินใจทั้งหมดในการส่งบอลแล้วจะได้จุดที่เหมาะสมที่สุดในการส่งบอลมาอย่างมากที่สุด 3 จุดคือ จุดสำหรับการส่งบอลบนพื้น จุดสำหรับการส่งบอลยาวธรรมดา และจุดสำหรับการส่งบอลยาวเพื่อให้เพื่อนโหม่ง (อาจมีน้อยกว่า 3 จุดได้ถ้าหากการส่งบอลบางประเภทมีเซตที่เป็นไปได้เป็นเซตว่าง) ขั้นตอนต่อไปคือการตัดสินใจเลือกว่าจะส่งบอลประเภทใด งานวิจัยนี้เสนอวิธีการเลือกประเภทการส่งบอลทั้งหมด 6 แบบ ซึ่งสามารถจำแนกได้เป็น 2 ประเภทใหญ่ๆ คือเลือกจากฟังก์ชันผลประโยชน์กับเลือกจากการเรียนรู้โดยใช้หลักการของไดนามิกสคริปต์

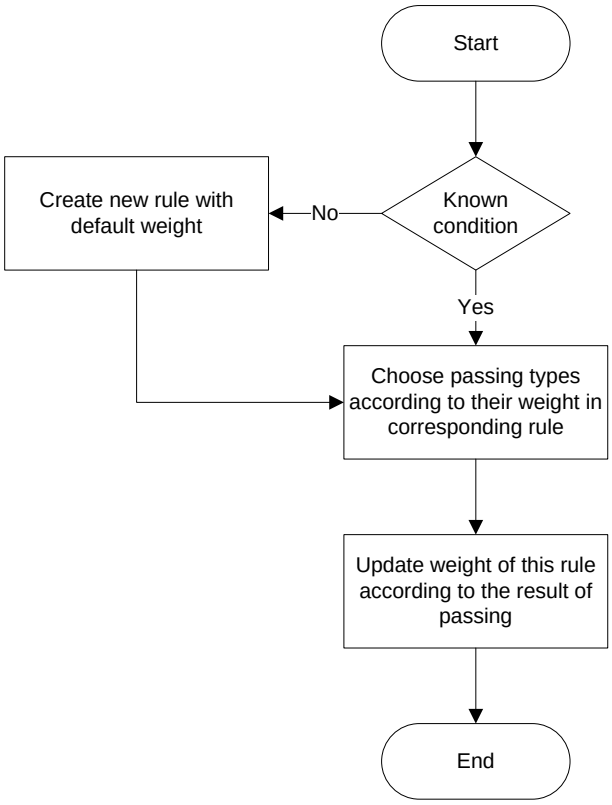
5.2.1 การเลือกประเภทการส่งบอลโดยใช้ฟังก์ชันผลประโยชน์

การเลือกวิธีนี้จะมี 2 แบบคือเลือกจากฟังก์ชันค่ายุทธวิธีหรือเลือกจากฟังก์ชันโอกาสในการทำประตู (ใช้แค่ฟังก์ชันใดฟังก์ชันหนึ่งเท่านั้น) รายละเอียดของแต่ละฟังก์ชันอยู่ในหัวข้อ 4.1.2 ในบทที่ 4 วิธีนี้จะมีขั้นตอนตรงไปตรงมาคือคำนวณค่าฟังก์ชันผลประโยชน์ของแต่ละจุดการส่งบอลที่เหมาะสมที่สุด จุดที่ถูกเลือกคือจุดที่มีค่าฟังก์ชันผลประโยชน์มากที่สุด

5.2.2 การเลือกประเภทการส่งบอลโดยใช้ไดนามิกสคริปต์

การเลือกวิธีนี้คือการสร้างกฎการเรียนรู้สำหรับการเลือกส่งบอลแต่ละประเภทขึ้นมาตามสภาวะแวดล้อมหรือเงื่อนไขที่กำหนด แล้วให้ปัญญาประดิษฐ์สร้างฐานความรู้ (knowledge base) ขึ้นมาจากกฎการเรียนรู้ดังกล่าว (ไดนามิกสคริปต์ที่ใช้ในการทดลองนี้จะไม่จำกัดขนาดสคริปต์ ทั้งนี้เพื่อไม่ให้เกิดการสูญหายของกฎจากการเลือกกฎเพียงจำนวนหนึ่งไปสร้างสคริปต์ ซึ่งอาจทำให้กฎที่ควรจะได้คะแนนดีเสียคะแนนไป) โดยแต่ละกฎจะประกอบด้วยตัวเลือกที่กำหนดประเภทของการส่งบอล และแต่ละตัวเลือกจะมีค่าน้ำหนักประจำตัว ค่าน้ำหนักจะแปรผันตรงกับโอกาสที่จะถูกเลือก ถ้าหากมีค่าน้ำหนักมากก็จะมีโอกาสถูกเลือกสูงนั่นเอง ค่าน้ำหนักรวมของทุกตัวเลือกในแต่ละกฎจะเป็น 1 เสมอ เมื่อปัญญาประดิษฐ์ตัดสินใจเลือกแล้วจะมีการประเมินว่าการส่งบอลครั้งนั้นสำเร็จหรือไม่ ถ้าหากส่งบอลสำเร็จปัญญาประดิษฐ์จะทำการเพิ่มค่าน้ำหนักให้กับตัวเลือกของการตัดสินใจครั้งดังกล่าว แต่ถ้าไม่สำเร็จก็จะลดค่าน้ำหนักของ

ตัวเลือกนั้นแทนเพื่อเป็นการลงโทษ ซึ่งจะทำให้ตัวเลือกที่ผิดพลาดถูกเลือกน้อยลง ส่วนตัวเลือกที่ดีก็จะถูกเลือกมากขึ้น การปรับเพิ่มหรือลดค่าน้ำหนักจากการประเมินผลการส่งบอลนี้จะใช้ค่า 0.05 สำหรับกฎที่มีตัวเลือก 3 ตัวเลือกจะกำหนดค่าน้ำหนักเริ่มต้นเป็น 0.4, 0.3 และ 0.3 ตามลำดับของตัวเลือก ส่วนกฎที่มีตัวเลือก 2 ตัวเลือกจะกำหนดค่าน้ำหนักเริ่มต้นเป็น 0.5 และ 0.5 ผังงานการเรียนรู้ของปัญญาประดิษฐ์โดยใช้ไดนามิกสคริปต์ในการเลือกการกระทำแต่ละรอบถูกแสดงไว้ในภาพที่ 25



ภาพที่ 25: ผังงานการทำงานของไดนามิกสคริปต์ในการเลือกประเภทการส่งบอลแต่ละครั้ง

นอกจากนี้ยังมีการเก็บสะสมตัวเลือกจากกฎการเรียนรู้ที่ทำให้สามารถส่งบอลสำเร็จได้ต่อเนื่องจำนวนสูงสุด 5 ตัวเลือก ตัวเลือกที่เก็บมาสามารถซ้ำกันได้ แต่ว่าจะต้องมีลำดับไม่ต่อกัน เช่น ถ้าปัญญาประดิษฐ์เลือกตัวเลือก A จากกฎการเรียนรู้ B ติดต่อกัน ถึงแม้ว่าการส่งบอลจะสำเร็จทุกครั้ง แต่การเก็บสะสมตัวเลือก A จากกฎการเรียนรู้ B นี้จะเก็บแค่ครั้งเดียว เป็นต้น ถ้าหากยังสามารถส่งบอลได้สำเร็จอย่างต่อเนื่องจนเกิดการยิงประตูขึ้นจะถือว่าตัวเลือกจากกฎทั้งหมดที่เก็บสะสมมาเป็นตัวเลือกที่ดี เพราะมีส่วนทำให้สามารถสร้างโอกาสในการยิงประตูได้ ปัญญาประดิษฐ์จะทำการปรับเพิ่มค่าน้ำหนักของตัวเลือกในกฎที่เก็บสะสมมาด้วยค่า 0.025 และถ้าหากการยิงประตูครั้งนี้ทำให้ได้ประตูก็จะปรับเพิ่มค่าน้ำหนักให้อีก 0.025 แต่ว่าการปรับเพิ่มค่าน้ำหนักให้กับแต่ละตัวเลือกในกฎที่สะสมมาจะไม่เท่ากัน โดยขึ้นอยู่กับ

ลำดับในการสะสมเรียงจากตัวเลือกที่เก็บไว้ล่าสุดไปยังตัวเลือกที่เก็บไว้นานที่สุด การปรับเพิ่มค่าน้ำหนักจะเริ่มจากค่า 0.025 แล้วลดลงไปเรื่อยๆ ครั้งละ 20% ดังนั้นค่าที่ใช้ปรับน้ำหนักให้กับแต่ละตัวเลือกที่เก็บสะสมมาจะเป็น 0.025, 0.02, 0.016, 0.0128 และ 0.01024 ตามลำดับ ปัญญาประดิษฐ์จะทำการลบข้อมูลแล้วเริ่มเก็บใหม่เมื่อมีการปรับค่าน้ำหนักให้กับตัวเลือกที่เก็บสะสมแล้วหรือสถานะของการแข่งขันเปลี่ยนไป เช่น หมดเวลา บอลออกนอกสนาม เป็นต้น

วิธีการเลือกประเภทการส่งบอลโดยใช้ไดนามิกสคริปต์นี้จำเป็นต้องทดลองให้ปัญญาประดิษฐ์เล่นฟุตบอลหลายๆ เกม เพื่อให้ปัญญาประดิษฐ์สร้างฐานความรู้ขึ้นมาจากกฎการเรียนรู้จนเพียงพอต่อการตัดสินใจในสภาวะแวดล้อมต่างๆ การออกแบบกฎการเรียนรู้จึงมีความสำคัญมาก เพราะถ้าหากออกแบบไม่ดีอาจจะทำให้ปัญญาประดิษฐ์ใช้เวลาเรียนรู้นานเกินไป เนื่องจากกฎการเรียนรู้มีความเฉพาะเจาะจงมากจึงทำให้มีสภาวะแวดล้อมที่เป็นไปได้จำนวนมหาศาลหรือถ้าหากเรียนรู้ได้เร็วก็อาจจะขาดประสิทธิภาพเนื่องจากกฎการเรียนรู้มีความคลุมเครือทำให้บางสภาวะแวดล้อมที่แตกต่างกันอาจถูกปัญญาประดิษฐ์เข้าใจว่าเป็นสภาวะแวดล้อมเดียวกันได้ ทำให้เกิดการตัดสินใจที่ไม่เหมาะสม การเรียนรู้ของปัญญาประดิษฐ์ในงานวิจัยนี้จะเริ่มต้นจากฐานความรู้ที่เป็นเซตว่าง จะไม่มีการกำหนดกฎการเรียนรู้เริ่มต้นให้กับปัญญาประดิษฐ์เลย ดังนั้นจำนวนกฎในฐานความรู้ที่ได้จะถูกสร้างโดยปัญญาประดิษฐ์ทั้งหมด งานวิจัยนี้ออกแบบกฎการเรียนรู้ขึ้นมาทั้งหมด 4 แบบดังนี้

5.2.2.1 กฎการเรียนรู้แบบนับจำนวนผู้เล่น

กฎที่สร้างขึ้นจะพิจารณาจากจำนวนเพื่อนร่วมทีม และจำนวนผู้เล่นฝ่ายตรงข้ามที่อยู่ภายในรัศมี 10 เมตรของแต่ละจุดการส่งบอลที่เหมาะสมที่สุด การเก็บข้อมูลจำนวนเพื่อนร่วมทีมจะแบ่งออกเป็น 2 ช่วงตามตารางที่ 10 ส่วนจำนวนผู้เล่นฝ่ายตรงข้ามจะแบ่งออกเป็น 3 ช่วงตามตารางที่ 10 ตัวอย่างกฎการเรียนรู้แบบนี้ถูกแสดงในตารางที่ 11

ตารางที่ 10: ช่วงการเก็บข้อมูลของจำนวนฝ่ายเดียวกัน และจำนวนฝ่ายตรงข้าม

ช่วงการเก็บข้อมูลของจำนวนฝ่ายเดียวกัน	**ช่วงการเก็บข้อมูลของจำนวนฝ่ายตรงข้าม**
[0, 2]	[0, 1]
[3, 11]	[2, 3]
	[4, 11]

ตารางที่ 11: ตัวอย่างกฎการเรียนรู้แบบนับจำนวนผู้เล่น

ประเภทการส่งบอล	จำนวนฝ่ายเดียวกัน	จำนวนฝ่ายตรงข้าม	ค่าน้ำหนัก
จุดส่งบอลบนพื้น	[3, 11]	[2, 3]	0.4
จุดส่งบอลยาวธรรมดา	[0, 2]	[2, 3]	0.3
จุดส่งบอลยาวเพื่อให้เพื่อนโหม่ง	[0, 2]	[0, 1]	0.3

5.2.2.2 กฎการเรียนรู้แบบใช้ค่าฟังก์ชันผลประโยชน์

กฎที่สร้างขึ้นจะพิจารณาจากค่าฟังก์ชันผลประโยชน์ของแต่ละจุดการส่งบอลที่เหมาะสมที่สุด โดยการคำนวณฟังก์ชันค่ายุทธวิธี และฟังก์ชันโอกาสในการทำประตูของแต่ละจุด การเก็บข้อมูลค่าฟังก์ชันค่ายุทธวิธีจะแบ่งออกเป็น 6 ช่วงตามตารางที่ 12 ช่วงค่าเหล่านี้ได้มาจากการแบ่งพื้นที่สนามฟุตบอลออกเป็น 6 ส่วนจากประตูด้านหนึ่งไปถึงประตูอีกด้านหนึ่ง ทำการคำนวณฟังก์ชันค่ายุทธวิธีที่ขอบของแต่ละพื้นที่แล้วประมาณค่าจนได้ช่วงค่าของฟังก์ชันดังกล่าว การเก็บค่าฟังก์ชันโอกาสในการทำประตูจะแบ่งออกเป็น 6 ช่วงตามตารางที่ 12 ช่วงค่าเหล่านี้ได้มาจากการเก็บสถิติของค่าฟังก์ชันโอกาสในการทำประตูเมื่อผู้เล่นส่งบอล และเมื่อผู้เล่นยิงประตู จากนั้นจึงทำการประมาณหาช่วงค่าของฟังก์ชันโดยพิจารณาจากความถี่ของค่าที่เก็บได้ว่าอยู่ในช่วงค่าใดบ้าง ตัวอย่างกฎการเรียนรู้แบบนี้ถูกแสดงในตารางที่ 13

ตารางที่ 12: ช่วงการเก็บข้อมูลของฟังก์ชันค่ายุทธวิธี และฟังก์ชันโอกาสในการทำประตู

ช่วงการเก็บข้อมูลของฟังก์ชันค่ายุทธวิธี	ช่วงการเก็บข้อมูลของฟังก์ชันโอกาสในการทำประตู
(-95, -78]	(0, 0.2]
(-78, -61]	(0.2, 0.4]
(-61, -43]	(0.4, 0.7]
(-43, -25]	(0.7, 1]
(-25, -8]	(1, 10]
(-8, 9]	(10, 100]

ตารางที่ 13: ตัวอย่างกฎการเรียนรู้แบบใช้ค่าฟังก์ชันผลประโยชน์

ประเภทการส่งบอล	ค่ายุทธวิธี	โอกาสในการทำประตู	ค่าน้ำหนัก
จุดส่งบอลบนพื้น	(-25, -8]	(0.2, 0.4]	0.4
จุดส่งบอลยาวธรรมดา	(-25, -8]	(0.2, 0.4]	0.3
จุดส่งบอลยาวเพื่อให้เพื่อนโหม่ง	(-8, 9]	(0.4, 0.7]	0.3

5.2.2.3 กฎการเรียนรู้แบบใช้ค่าฟังก์ชันผลประโยชน์ที่ดีที่สุดโดยแยกประเภทของการส่งบอล

วิธีการนี้จะสร้างกฎการเรียนรู้โดยใช้ฟังก์ชันผลประโยชน์ และทำการเก็บข้อมูลช่วงค่าของฟังก์ชันผลประโยชน์แต่ละฟังก์ชันเช่นเดียวกับข้อ 5.2.2.2 แต่มีความแตกต่างกันตรงที่หลังจากคำนวณฟังก์ชันค่ายุทธวิธีและฟังก์ชันโอกาสในการทำประตูของแต่ละจุดการส่งบอลที่เหมาะสมที่สุดแล้ว การเก็บข้อมูลจะเลือกเก็บเฉพาะจุดที่มีค่าฟังก์ชันค่ายุทธวิธีดีที่สุดกับจุดที่มีค่าฟังก์ชันโอกาสในการทำประตูดีที่สุดเท่านั้น ในกรณีที่คำนวณได้ว่าจุดที่มีค่าของฟังก์ชันค่ายุทธวิธีดีที่สุด และจุดที่มีค่าของฟังก์ชันโอกาสในการทำประตูดีที่สุดเป็นจุดเดียวกัน ปัญญาประดิษฐ์จะตัดสินใจเลือกจุดส่งบอลนั้นทันที ซึ่งจะทำให้แต่ละกฎการเรียนรู้ที่สร้างขึ้นมีตัวเลือกของประเภทการส่งบอลเพียงแค่คู่ใดคู่หนึ่งจาก 3 ประเภท ตัวอย่างกฎการเรียนรู้แบบนี้ถูกแสดงในตารางที่ 14

ตารางที่ 14: ตัวอย่างกฎการเรียนรู้แบบใช้ค่าฟังก์ชันผลประโยชน์ที่ดีที่สุดโดยแยกประเภทของการส่งบอล

ประเภทการส่งบอล	ค่ายุทธวิธีที่ดีที่สุด	โอกาสในการทำประตูที่ดีที่สุด	ค่าน้ำหนัก
จุดส่งบอลบนพื้น	–	(0, 0.2]	0.5
จุดส่งบอลยาวธรรมดา	(-25, -8]	–	0.5

5.2.2.4 กฎการเรียนรู้แบบใช้ค่าฟังก์ชันผลประโยชน์ที่ดีที่สุดโดยไม่แยกประเภทของการส่งบอล

วิธีการนี้จะคล้ายคลึงกับข้อ 5.2.2.3 สิ่งที่แตกต่างกันคือกฎการเรียนรู้ที่สร้างขึ้นจะเก็บเฉพาะค่าฟังก์ชันผลประโยชน์ที่ดีที่สุดเท่านั้น โดยที่ไม่ได้พิจารณาประเภทของการส่งบอลเลย ตัวอย่างกฎการเรียนรู้แบบนี้ถูกแสดงในตารางที่ 15

ตารางที่ 15: ตัวอย่างกฎการเรียนรู้แบบใช้ค่าฟังก์ชันผลประโยชน์ที่ดีที่สุดโดยไม่แยกประเภทของการส่งบอล

ฟังก์ชันผลประโยชน์	ค่าของฟังก์ชันผลประโยชน์ที่ดีที่สุด	ค่าน้ำหนัก
ค่ายุทธวิธีที่ดีที่สุด	(-25, -8]	0.5
โอกาสในการทำประตูที่ดีที่สุด	(0, 0.2]	0.5

การเลือกประเภทการส่งบอลของวิธีนี้จะขึ้นอยู่กับว่าฟังก์ชันผลประโยชน์แต่ละฟังก์ชันมีความสัมพันธ์กับจุดการส่งบอลประเภทใด ณ สภาวะแวดล้อมนั้นๆ เช่น จากจุดการส่งบอลที่เหมาะสมที่สุดทั้งหมด 3 จุด ใน 3 จุดนี้ถ้าหากคำนวณได้ว่าจุดส่งบอลบนพื้นมีค่าของฟังก์ชันโอกาสในการทำประตูดีที่สุดคือ 0.1 และจุดส่งบอลยาวธรรมดามีค่าของฟังก์ชันค่ายุทธวิธีดีที่สุดคือ -10 จะได้ว่าสภาวะแวดล้อมนี้ตรงกับกฎการเรียนรู้ในตารางที่ 15 ปัญญาประดิษฐ์จะทำการสุ่มเลือกตัวเลือกระหว่างฟังก์ชันค่ายุทธวิธี และฟังก์ชันโอกาสในการทำประตูตามค่าน้ำหนักในกฎ ถ้าหากปัญญาประดิษฐ์เลือกฟังก์ชันค่ายุทธวิธีก็จะได้ประเภทการส่งบอลในการตัดสินใจครั้งนี้คือการส่งบอลยาวธรรมดา เป็นต้น

5.3 การทดลอง และผลการทดลองเพื่อวัดประสิทธิภาพของการส่งบอลยาว และเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแต่ละวิธีการตัดสินใจเลือกประเภทการส่งบอล

ปัญหาที่ผู้วิจัยตั้งขึ้นสำหรับการทดลองในบทนี้คือการหาวิธีตัดสินใจส่งบอลยาวให้กับปัญญาประดิษฐ์ หาวิธีกำหนดกฎการเรียนรู้แบบไดนามิกสคริปต์เพื่อเลือกประเภทการส่งบอลให้กับปัญญาประดิษฐ์ และทดสอบว่ากฎการเรียนรู้ประเภทใดที่ให้ประสิทธิภาพสูงที่สุด แนวคิดการพัฒนาการตัดสินใจส่งบอลยาว และกฎการเรียนรู้ประเภทต่างๆ ได้นำเสนอไปแล้วในหัวข้อที่ผ่านมา ผู้วิจัยตั้งสมมุติฐานว่าการตัดสินใจส่งบอลยาวจะช่วยเพิ่มประสิทธิภาพการเล่นบอลให้กับปัญญาประดิษฐ์ได้ และการเลือกประเภทการส่งบอลโดยใช้กฎการเรียนรู้ที่เหมาะสมจะให้ประสิทธิภาพการส่งบอลที่ดีกว่าการเลือกประเภทการส่งบอลโดยใช้ฟังก์ชันผลประโยชน์ การทดลองจะแบ่งออกเป็น 3 ช่วง ช่วงแรกเป็นการทดลองวัดประสิทธิภาพวิธีการเลือกประเภทการส่งบอลโดยใช้ฟังก์ชันผลประโยชน์ ช่วงที่สองเป็นการทดลองวัดประสิทธิภาพการส่งบอลยาว และช่วงสุดท้ายเป็นการทดลองวัดประสิทธิภาพวิธีการเลือกประเภทการส่งบอลโดยใช้ไดนามิกสคริปต์

5.3.1 การวัดประสิทธิภาพวิธีการเลือกประเภทการส่งบอลโดยใช้ฟังก์ชันผลประโยชน์

เป็นการทดลองแข่งขันฟุตบอลระหว่างปัญญาประดิษฐ์ที่เลือกประเภทการส่งบอลโดยใช้ฟังก์ชันค่ายุทธวิธีกับปัญญาประดิษฐ์ที่เลือกประเภทการส่งบอลโดยใช้ฟังก์ชันโอกาสในการทำประตู จุดประสงค์ของการทดลองนี้คือการสร้างปัญญาประดิษฐ์มาตรฐานที่สามารถส่งบอลได้ทุกประเภท ปัญญาประดิษฐ์ที่ได้จากการทดลองนี้จะถูกใช้เป็นเกณฑ์เพื่อวัดประสิทธิภาพสำหรับการทดลองในส่วนต่อไป จากการทดลองรัน 100 เกมแรกพบว่าผลการแข่งขันของทั้งสองทีมสูสีกันมากมีจำนวนแพ้ชนะเท่ากัน แต่ทีมที่เลือกประเภทการส่งบอลโดยใช้ฟังก์ชันโอกาสในการทำประตูสามารถยิงประตูได้มากกว่า 17 ลูก เพื่อให้ผลการทดลองมีความชัดเจนในทางสถิติมากขึ้นผู้วิจัยจึงทำการแข่งขันทั้งหมด 200 เกม ผลการแข่งขันถูกแสดงในตารางที่ 16

ตารางที่ 16: ผลการแข่งขันระหว่างทีมที่เลือกประเภทการส่งบอลโดยใช้ฟังก์ชันค่ายุทธวิธีกับทีมที่เลือกประเภทการส่งบอลโดยใช้ฟังก์ชันโอกาสในการทำประตู

ค่าสถิติจากการแข่งขัน	ใช้ฟังก์ชันโอกาสในการทำประตู	ใช้ฟังก์ชันค่ายุทธวิธี
Win/Draw/Lose	97/19/84	84/19/97
Goal Scored	909	901
Number Of Passes	28224	28637
Number Of Long Passes	12161	12869
Number Of Heading	2782	3150
Successful Passes	22440 (79.5%)	22771 (79.5%)
Risky Passes	2813	2782
Shots On Goal	1206	1178
Ball Possession (%)	48.9	51.1
Play Area (%)	49.3	50.7

จากตารางที่ 16 จะเห็นว่าทั้งสองทีมมีค่าทางสถิติต่างๆ ค่อนข้างใกล้เคียงกัน ไม่ว่าจะเป็นจำนวนการยิงประตู จำนวนการส่งบอล และประตูที่ได้ ทีมที่เลือกประเภทการส่งบอลโดยใช้ฟังก์ชันโอกาสในการทำประตูชนะมากกว่า และยิงประตูได้มากกว่าเล็กน้อย ซึ่งเมื่อพิจารณาจากผลการแข่งขันสามารถสรุปได้ว่าทีมที่เลือกประเภทการส่งบอลโดยใช้ฟังก์ชัน

โอกาสในการทำประตูมีประสิทธิภาพที่ดีกว่าทีมที่เลือกประเภทการส่งบอลโดยใช้ฟังก์ชันค่ายุทธวิธี ดังนั้นงานวิจัยนี้จะใช้ปัญญาประดิษฐ์ที่เลือกประเภทการส่งบอลโดยใช้ฟังก์ชันโอกาสในการทำประตูเป็นปัญญาประดิษฐ์มาตรฐานสำหรับการวัดประสิทธิภาพในการทดลองครั้งต่อๆ ไป ข้อสังเกตในการเก็บค่าสถิติคือ Number Of Passes เป็นจำนวนการส่งบอลทั้งหมด ส่วน Number Of Long Passes เป็นจำนวนการส่งบอลยาวแบบธรรมดารวมกับการส่งบอลยาวเพื่อให้เพื่อนโหม่ง และ Number Of Heading เป็นจำนวนการส่งบอลด้วยการโหม่ง ถ้าหากต้องการทราบจำนวนการส่งบอลบนพื้นต้องนำค่า Number Of Passes มาลบออกด้วย Number Of Long Passes และ Number Of Heading

5.3.2 การวัดประสิทธิภาพการส่งบอลยาว

เป็นการทดลองแข่งขันฟุตบอลระหว่างปัญญาประดิษฐ์ที่ส่งบอลบนพื้นอย่างเดียว (ทีมที่ชนะมากกว่าในตารางที่ 5 ของบทที่ 4) กับปัญญาประดิษฐ์ที่ส่งบอลได้ทุกประเภท (ทีมมาตรฐานที่ได้จากการทดลองในข้อ 5.3.1) การทดลองนี้มีจุดประสงค์เพื่อดูว่าวิธีการส่งบอลยาวที่งานวิจัยนี้พัฒนาขึ้นสามารถช่วยเพิ่มประสิทธิภาพในการเล่นฟุตบอลให้กับปัญญาประดิษฐ์ได้จริงหรือไม่ การทดลองจะทำการแข่งขันทั้งหมด 100 เกม ผลการแข่งขันถูกแสดงในตารางที่ 17

ตารางที่ 17: ผลการแข่งขันระหว่างทีมที่ส่งบอลบนพื้นอย่างเดียวกับทีมที่ส่งบอลได้ทุกประเภท

ค่าสถิติจากการแข่งขัน	ส่งบอลได้ทุกประเภท	ส่งบอลบนพื้นอย่างเดียว
Win/Draw/Lose	56/16/28	28/16/56
Goal Scored	443	352
Number Of Passes	12572	29004
Number Of Long Passes	5165	0
Number Of Heading	580	0
Successful Passes	9856 (78.4%)	26055 (89.8%)
Risky Passes	1384	1673
Shots On Goal	582	566
Ball Possession (%)	39.4	60.6
Play Area (%)	48.9	51.1

จากตารางที่ 17 ทีมที่ส่งบอลได้ทุกประเภทชนะมากกว่า และยิงประตูได้มากกว่าอย่างชัดเจน จะเห็นว่าทีมที่ส่งบอลได้ทุกประเภทมีจำนวนการส่งบอลน้อยกว่ามาก

สาเหตุเพราะว่าการส่งบอลยาวส่วนใหญ่จะเป็นการส่งระยะไกล ทำให้ช่วยลดจำนวนครั้งในการส่งบอลจนกระทั้งถึงหน้าประตูฝ่ายตรงข้าม แม้ว่าทีมที่ส่งบอลได้ทุกประเภทจะมีจำนวนการส่งบอลน้อยกว่า แต่ว่ากลับได้ประตูมากกว่า และอัตราการยิงประตูสำเร็จก็สูงมากกว่าด้วย เป็นการชี้ให้เห็นว่าทีมที่ส่งบอลได้ทุกประเภทมีประสิทธิภาพการเล่นฟุตบอลเหนือกว่า สามารถส่งบอลไปยังจุดที่แน่นอนกว่าในการทำประตู แต่จะสังเกตได้ว่าทีมที่ส่งบอลได้ทุกประเภทมีอัตราการส่งบอลสำเร็จต่ำกว่า ซึ่งเป็นการสะท้อนให้เห็นถึงธรรมชาติของการส่งบอลยาวที่มีความเสี่ยงสูงมากกว่าการส่งบอลบนพื้นนั่นเอง ข้อสังเกตอีกอย่างคืออัตราการครองบอลของการส่งบอลบนพื้นอย่างเดียวจะสูงกว่ามาก เนื่องจากงานวิจัยนี้จะเก็บสถิติอัตราการครองบอลโดยการจับเวลาขณะที่บอลอยู่ใกล้ตัวกับผู้เล่นที่กำลังครองบอลอยู่ จึงสามารถอธิบายได้ว่าการส่งบอลบนพื้นมักจะมีระยะใกล้ทำให้ลูกบอลอยู่ไม่ห่างจากตัวผู้ครองบอลมากนัก ชี้ให้เห็นว่ามีการเลี้ยงบอลบ่อยๆ ซึ่งเป็นอีกสาเหตุหนึ่งที่ทำให้ทีมที่ส่งบอลบนพื้นอย่างเดียวมีจำนวนการส่งบอลสูงมาก เพราะว่าการส่งบอลในงานวิจัยนี้จะเก็บรวมสถิติการเลี้ยงบอลหรือการส่งบอลให้ตัวเองเข้าไปด้วย ส่วนการส่งบอลยาวนั้นมักจะมีระยะไกลจากผู้ครองบอลมากจึงทำให้มีอัตราการครองบอลต่ำกว่า แต่ว่าการดูแค่อัตราการครองบอลเพียงอย่างเดียวอาจจะทำให้เกิดการเข้าใจผิดได้ว่าทีมที่ส่งบอลบนพื้นอย่างเดียวสามารถบุกได้มากกว่า เมื่อพิจารณาควบคู่กับค่าอัตราส่วนของพื้นที่การเล่นที่แสดงช่วงเวลาที่บอลอยู่ในแดนของแต่ละฝ่าย จะพบว่าลูกบอลอยู่ในแดนของทีมที่ส่งบอลได้ทุกประเภทประมาณ 48.9% และอยู่ในแดนของทีมที่ส่งบอลบนพื้นอย่างเดียวประมาณ 51.1% ค่าสถิตินี้แสดงให้เห็นว่าทีมที่ส่งบอลบนพื้นอย่างเดียวไม่สามารถพาบอลบุกเข้าไปในแดนของฝ่ายตรงข้ามได้มากอย่างที่คิด แม้ว่าจะมีอัตราการครองบอลสูงกว่าก็ตาม จากผลการทดลองนี้ทำให้สรุปได้ว่าวิธีการส่งบอลยาวที่งานวิจัยนี้พัฒนาขึ้นสามารถช่วยเพิ่มประสิทธิภาพในการเล่นฟุตบอลให้กับปัญญาประดิษฐ์ได้จริง ซึ่งตรงตามสมมุติฐานของผู้วิจัย

5.3.3 การวัดประสิทธิภาพวิธีการเลือกประเภทการส่งบอลโดยใช้ไดนามิกสคริปต์

เป็นการทดลองแข่งขันฟุตบอลระหว่างปัญญาประดิษฐ์มาตรฐานที่ได้จากการทดลองในข้อ 5.3.1 กับปัญญาประดิษฐ์ที่ใช้วิธีการเลือกประเภทการส่งบอลโดยใช้ไดนามิกสคริปต์แต่ละแบบตามที่ได้อธิบายในข้อ 5.2.2 การทดลองนี้มีจุดประสงค์เพื่อวัดประสิทธิภาพของกฎการเรียนรู้แต่ละประเภท รวมทั้งเปรียบเทียบประสิทธิภาพระหว่างวิธีการเลือกประเภทการส่งบอลโดยใช้ฟังก์ชันผลประโยชน์กับวิธีการเลือกประเภทการส่งบอลโดยใช้ไดนามิกสคริปต์ เนื่องจากไดนามิกสคริปต์จำเป็นต้องมีช่วงระยะเวลาให้ปัญญาประดิษฐ์สร้างฐานความรู้ขึ้นมาก่อน ดังนั้นการทดลองของแต่ละคู่จะแบ่งเป็นช่วงการเรียนรู้เริ่มต้น และช่วงการประเมินผล ในช่วงการเรียนรู้เริ่มต้นจะทำการแข่งขันทั้งหมด 400 เกม เพื่อให้มีฐานความรู้มาก

เพียงพอต่อการตัดสินใจ ส่วนในช่วงการประเมินผลจะทำการแข่งขัน 100 เกม ดังนั้นแต่ละคู่จะทำการแข่งขันทั้งหมด 500 เกม ผลการแข่งขันแต่ละคู่ถูกแสดงในตารางดังต่อไปนี้

ตารางที่ 18: ผลการแข่งขันในช่วงการเรียนรู้เริ่มต้น 400 เกมแรก ระหว่างทีมที่เลือกประเภทการส่งบอลโดยใช้ฟังก์ชันโอกาสในการทำประตูกับทีมที่เลือกประเภทการส่งบอลโดยใช้กฎการเรียนรู้แบบนับจำนวนผู้เล่น

ค่าสถิติจากการแข่งขัน	**ใช้ฟังก์ชันโอกาสในการทำประตู**	**ใช้กฎการเรียนรู้แบบนับจำนวนผู้เล่น**
Win/Draw/Lose	244/52/104	104/52/244
Goal Scored	1742	1237
Number Of Passes	49081	64998
Number Of Long Passes	19351	34068
Number Of Heading	4003	6602
Successful Passes	38458 (78.4%)	55089 (84.8%)
Risky Passes	4928	4678
Shots On Goal	2317	1568
Ball Possession (%)	41.9	58.1
Play Area (%)	47.8	52.2

ตารางที่ 19: ผลการแข่งขันในช่วงการประเมินผลระหว่างทีมที่เลือกประเภทการส่งบอลโดยใช้ฟังก์ชันโอกาสในการทำประตูกับทีมที่เลือกประเภทการส่งบอลโดยใช้กฎการเรียนรู้แบบนับจำนวนผู้เล่น

ค่าสถิติจากการแข่งขัน	**ใช้ฟังก์ชันโอกาสในการทำประตู**	**ใช้กฎการเรียนรู้แบบนับจำนวนผู้เล่น**
Win/Draw/Lose	71/7/22	22/7/71
Goal Scored	427	284
Number Of Passes	12254	16273
Number Of Long Passes	4874	9160
Number Of Heading	978	1745
Successful Passes	9601 (78.4%)	13770 (84.6%)
Risky Passes	1223	1172
Shots On Goal	570	361
Ball Possession (%)	40.7	59.3
Play Area (%)	47.8	52.2

ตารางที่ 20: ผลการแข่งขันในช่วงการเรียนรู้เริ่มต้น 400 เกมแรก ระหว่างทีมที่เลือกประเภทการส่งบอลโดยใช้ฟังก์ชันโอกาสในการทำประตูกับทีมที่เลือกประเภทการส่งบอลโดยใช้กฎการเรียนรู้แบบใช้ค่าฟังก์ชันผลประโยชน์

ค่าสถิติจากการแข่งขัน	**ใช้ฟังก์ชันโอกาสในการทำประตู**	**ใช้กฎการเรียนรู้แบบใช้ค่าฟังก์ชันผลประโยชน์**
Win/Draw/Lose	262/48/90	90/48/262
Goal Scored	1720	1132
Number Of Passes	47536	66666
Number Of Long Passes	18786	38154
Number Of Heading	3680	7335
Successful Passes	37339 (78.6%)	57228 (85.8%)
Risky Passes	4753	4788
Shots On Goal	2270	1497
Ball Possession (%)	40.6	59.4
Play Area (%)	47.7	52.3

ตารางที่ 21: ผลการแข่งขันในช่วงการประเมินผลระหว่างทีมที่เลือกประเภทการส่งบอลโดยใช้ฟังก์ชันโอกาสในการทำประตูกับทีมที่เลือกประเภทการส่งบอลโดยใช้กฎการเรียนรู้แบบใช้ค่าฟังก์ชันผลประโยชน์

ค่าสถิติจากการแข่งขัน	**ใช้ฟังก์ชันโอกาสในการทำประตู**	**ใช้กฎการเรียนรู้แบบใช้ค่าฟังก์ชันผลประโยชน์**
Win/Draw/Lose	60/11/29	29/11/60
Goal Scored	415	298
Number Of Passes	11822	16567
Number Of Long Passes	4552	9292
Number Of Heading	895	1794
Successful Passes	9261 (78.3%)	14232 (85.9%)
Risky Passes	1192	1175
Shots On Goal	553	392
Ball Possession (%)	40.3	59.7
Play Area (%)	47.4	52.6

ตารางที่ 22: ผลการแข่งขันในช่วงการเรียนรู้เริ่มต้น 400 เกมแรกระหว่างทีมที่เลือกประเภทการส่งบอลโดยใช้ฟังก์ชันโอกาสในการทำประตูกับทีมที่เลือกประเภทการส่งบอลโดยใช้กฎการเรียนรู้แบบใช้ค่าฟังก์ชันผลประโยชน์ที่ดีที่สุดโดยแยกประเภทของการส่งบอล

ค่าสถิติจากการแข่งขัน	**ใช้ฟังก์ชันโอกาสในการทำประตู**	**ใช้กฎการเรียนรู้แบบใช้ค่าฟังก์ชันผลประโยชน์ที่ดีที่สุดโดยแยกประเภทของการส่งบอล**
Win/Draw/Lose	171/52/177	177/52/171
Goal Scored	1858	1886
Number Of Passes	56961	57872
Number Of Long Passes	24030	25675
Number Of Heading	5423	5870
Successful Passes	45330 (79.6%)	46259 (79.9%)
Risky Passes	5787	5705
Shots On Goal	2436	2457
Ball Possession (%)	49.5	50.5
Play Area (%)	49.9	50.1

ตารางที่ 23: ผลการแข่งขันในช่วงการประเมินผลระหว่างทีมที่เลือกประเภทการส่งบอลโดยใช้ฟังก์ชันโอกาสในการทำประตูกับทีมที่เลือกประเภทการส่งบอลโดยใช้กฎการเรียนรู้แบบใช้ค่าฟังก์ชันผลประโยชน์ที่ดีที่สุดโดยแยกประเภทของการส่งบอล

ค่าสถิติจากการแข่งขัน	**ใช้ฟังก์ชันโอกาสในการทำประตู**	**ใช้กฎการเรียนรู้แบบใช้ค่าฟังก์ชันผลประโยชน์ที่ดีที่สุดโดยแยกประเภทของการส่งบอล**
Win/Draw/Lose	44/11/45	45/11/44
Goal Scored	452	467
Number Of Passes	14287	14316
Number Of Long Passes	6068	6421
Number Of Heading	1309	1548
Successful Passes	11435 (80%)	11502 (80.3%)
Risky Passes	1433	1428
Shots On Goal	606	596
Ball Possession (%)	48.7	51.3
Play Area (%)	49.8	50.2

ตารางที่ 24: ผลการแข่งขันในช่วงการเรียนรู้เริ่มต้น 400 เกมแรก ระหว่างทีมที่เลือกประเภทการส่งบอลโดยใช้ฟังก์ชันโอกาสในการทำประตูกับทีมที่เลือกประเภทการส่งบอลโดยใช้กฎการเรียนรู้แบบใช้ค่าฟังก์ชันผลประโยชน์ที่ดีที่สุดโดยไม่แยกประเภทของการส่งบอล

ค่าสถิติจากการแข่งขัน	**ใช้ฟังก์ชันโอกาสในการทำประตู**	**ใช้กฎการเรียนรู้แบบใช้ค่าฟังก์ชันผลประโยชน์ที่ดีที่สุดโดยไม่แยกประเภทของการส่งบอล**
Win/Draw/Lose	160/59/181	181/59/160
Goal Scored	1826	1902
Number Of Passes	57777	58380
Number Of Long Passes	24264	25708
Number Of Heading	5561	5991
Successful Passes	46231 (80%)	46862 (80.3%)
Risky Passes	5624	5563
Shots On Goal	2442	2491
Ball Possession (%)	49.3	50.7
Play Area (%)	50.1	49.9

ตารางที่ 25: ผลการแข่งขันในช่วงการประเมินผลระหว่างทีมที่เลือกประเภทการส่งบอลโดยใช้ฟังก์ชันโอกาสในการทำประตูกับทีมที่เลือกประเภทการส่งบอลโดยใช้กฎการเรียนรู้แบบใช้ค่าฟังก์ชันผลประโยชน์ที่ดีที่สุดโดยไม่แยกประเภทของการส่งบอล

ค่าสถิติจากการแข่งขัน	ใช้ฟังก์ชันโอกาสในการทำประตู	ใช้กฎการเรียนรู้แบบใช้ค่าฟังก์ชันผลประโยชน์ที่ดีที่สุดโดยไม่แยกประเภทของการส่งบอล
Win/Draw/Lose	49/9/42	42/9/49
Goal Scored	481	472
Number Of Passes	14343	14317
Number Of Long Passes	6011	6333
Number Of Heading	1458	1426
Successful Passes	11464 (79.9%)	11398 (79.6%)
Risky Passes	1465	1379
Shots On Goal	633	638
Ball Possession (%)	51.1	48.9
Play Area (%)	50.2	49.8

นอกจากผลการแข่งขันแล้วสิ่งที่ต้องคำนึงถึงอีกอย่างคือจำนวนกฎการเรียนรู้ที่ปัญญาประดิษฐ์สร้างขึ้นในฐานความรู้ จำนวนกฎการเรียนรู้แต่ละประเภทที่ถูกสร้างขึ้นหลังการแข่งขันช่วงการเรียนรู้เริ่มต้น และหลังการแข่งขันช่วงการประเมินผลถูกแสดงในตารางที่ 26

ตารางที่ 26: จำนวนกฎการเรียนรู้แต่ละประเภทที่ปัญญาประดิษฐ์สร้างขึ้นหลังจากการแข่งขันในแต่ละช่วง

ประเภทของกฎการเรียนรู้	จำนวนกฎหลังแข่งช่วงการเรียนรู้เริ่มต้น	จำนวนกฎหลังแข่งช่วงการประเมินผล
นับจำนวนผู้เล่น	266	271
ฟังก์ชันผลประโยชน์	570	581
ฟังก์ชันผลประโยชน์ที่ดีที่สุดโดยแยกประเภทของการส่งบอล	60	60
ฟังก์ชันผลประโยชน์ที่ดีที่สุดโดยไม่แยกประเภทของการส่งบอล	11	12

จากผลการแข่งขันทั้งหมด เมื่อพิจารณาที่ช่วงการประเมินผลพบว่ามีเพียงแค่ทีมที่ใช้กฎการเรียนรู้แบบใช้ค่าฟังก์ชันผลประโยชน์ที่ดีที่สุดโดยแยกประเภทของการส่งบอลเท่านั้นที่ชนะมากกว่าคู่แข่งขัน (ตารางที่ 23) ทีมที่ทำผลงานได้ดีรองลงมาคือทีมที่ใช้กฎการเรียนรู้แบบใช้ค่าฟังก์ชันผลประโยชน์ที่ดีที่สุดโดยไม่แยกประเภทของการส่งบอล (ตารางที่ 25) ส่วนอีกสองทีมมีผลการแข่งขันที่แย่กว่ามาก (ตารางที่ 19 และ 21) เมื่อพิจารณาจำนวนกฎการเรียนรู้จากตารางที่ 26 จะเห็นว่าจำนวนกฎการเรียนรู้แบบนับจำนวนผู้เล่นกับแบบฟังก์ชันผลประโยชน์มีเยอะมาก และจากการตรวจสอบข้อมูลเพิ่มเติมพบว่ามีหลายกฎที่ถูกใช้งานเพียงแค่ไม่กี่ครั้ง ชี้ให้เห็นว่ากฎการเรียนรู้ที่สร้างขึ้นมีความเฉพาะเจาะจงมากเกินไปทำให้มีโอกาสเกิดเงื่อนไขซ้ำกับกฎเดิมได้ยาก ผลก็คือกฎดังกล่าวแทบจะไม่มีการปรับค่าน้ำหนักของตัวเลือกเลย ผู้วิจัยจึงสรุปว่ากฎการเรียนรู้แบบนับจำนวนผู้เล่นกับแบบฟังก์ชันผลประโยชน์ไม่เหมาะสมสำหรับการตัดสินใจส่งบอล เพราะว่าทำให้ปัญญาประดิษฐ์มีการเรียนรู้ที่ช้าเนื่องจากมีจำนวนกฎการเรียนรู้มากเกินไปส่งผลให้การตัดสินใจไม่มีประสิทธิภาพที่ดี ข้อสังเกตอีกอย่างจากผลการแข่งขันทั้งหมดคือจะเห็นว่าทีมที่เล่นได้แย่กว่ามากกลับมีอัตราการครองบอลที่สูงกว่า ซึ่งอาจจะทำให้รู้สึกไม่ค่อยสมเหตุสมผล จากการสังเกตพบว่าทีมเหล่านี้มีการตัดสินใจที่ไม่ดีคือมักจะชอบส่งบอลกันไปมาบ่อยๆ ทำให้มีจำนวนการส่งบอลสูงเกินความจำเป็น และไม่สามารถส่งบอลเพื่อบุกเข้าไปทำประตูได้ ซึ่งเกิดมาจากกฎการเรียนรู้ที่ไม่เหมาะสมดังที่ได้กล่าวไว้

เมื่อพิจารณาการแข่งขันช่วงการเรียนรู้เริ่มต้นพบว่าทีมที่ใช้กฎการเรียนรู้แบบใช้ค่าฟังก์ชันผลประโยชน์ที่ดีที่สุดโดยไม่แยกประเภทของการส่งบอลมีผลการแข่งขันที่ดีที่สุด (ตารางที่ 24) รองลงมาคือทีมที่ใช้กฎการเรียนรู้แบบใช้ค่าฟังก์ชันผลประโยชน์ที่ดีที่สุดโดยแยกประเภทของการส่งบอล (ตารางที่ 22) แม้ว่าทีมที่ใช้กฎการเรียนรู้แบบใช้ค่าฟังก์ชันผลประโยชน์ที่ดีที่สุดโดยแยกประเภทของการส่งบอลจะเป็นทีมเดียวที่ชนะคู่แข่งได้มากกว่าทั้งช่วงการเรียนรู้เริ่มต้น และช่วงการประเมินผล แต่ผู้วิจัยมองว่ายังคงไม่สามารถสรุปได้แน่ชัดว่าดีกว่าคู่แข่งจริงๆ เนื่องจากค่าทางสถิติต่างๆ ยังใกล้เคียงกับคู่แข่งมาก สิ่งที่ผู้วิจัยสนใจมากกว่าคือทีมที่ใช้กฎการเรียนรู้แบบใช้ค่าฟังก์ชันผลประโยชน์ที่ดีที่สุดโดยไม่แยกประเภทของการส่งบอล ทีมนี้ชนะมากกว่าทีมคู่แข่งในช่วงการเรียนรู้เริ่มต้นมากพอสมควร ซึ่งดีกว่าทีมแบบอื่นทั้งหมดอย่างเห็นได้ชัด แต่กลับทำได้ไม่ดีนักในช่วงการประเมินผล ผู้วิจัยจึงตั้งสมมุติฐานเพิ่มเติมว่าการเรียนรู้ของปัญญาประดิษฐ์น่าจะมีช่วงที่ทำให้เล่นได้ดีขึ้นกับช่วงที่ทำให้เล่นได้แย่ลงสลับกัน กล่าวคือปัญญาประดิษฐ์จะเรียนรู้ และเล่นได้ดีกว่าคู่แข่งมากขึ้นไปเรื่อยๆ จนถึงจุดจุดหนึ่ง เมื่อเวลาผ่านไปการเรียนรู้ของปัญญาประดิษฐ์จะไม่ทำให้เล่นได้ดีขึ้นอีกต่อไป แต่กลับจะทำให้ประสิทธิภาพการเล่นลดลงจนกระทั่งเล่นได้แย่กว่าคู่แข่ง เมื่อเวลาผ่านไปเรื่อยๆ ปัญญาประดิษฐ์ก็จะเรียนรู้จนกลับมาเล่นได้ดีกว่าคู่แข่งอีกครั้ง ผู้วิจัยเชื่อว่าถ้าหากจำกัดจำนวนเกมในการเรียนรู้ได้อย่างเหมาะสมน่าจะทำให้ทีมที่ใช้กฎการเรียนรู้ประเภทนี้มีประสิทธิภาพการเล่นบอลดีขึ้นได้ อีกสาเหตุหนึ่งที่ผู้วิจัยสนใจกฎการเรียนรู้แบบใช้ค่าฟังก์ชันผลประโยชน์ที่ดี

ที่สุดโดยไม่แยกประเภทของการส่งบอลมากกว่าแบบอื่นเป็นเพราะว่ามีจำนวนกฎการเรียนรู้ในฐานความรู้น้อยกว่ามาก ทำให้ปัญญาประดิษฐ์สามารถเรียนรู้ได้เร็วที่สุด และจากการวิเคราะห์ข้อมูลรวมทั้ง 500 เกม ผู้วิจัยเชื่อว่ากฎการเรียนรู้ประเภทนี้น่าจะให้ประสิทธิภาพได้ดีที่สุดด้วย การทดลองในขั้นต่อไปคือการตรวจสอบสมมุติฐานเกี่ยวกับการเรียนรู้ของปัญญาประดิษฐ์ที่ผู้วิจัยตั้งขึ้น โดยสิ่งที่ต้องการหาคือ ช่วงการเรียนรู้ที่เล่นดีกว่าคู่แข่ง และช่วงการเรียนรู้ที่เล่นแย่กว่าคู่แข่ง ซึ่งจะทำการทดลองแข่งขันทีละ 100 เกมเริ่มจากฐานความรู้เป็นเซตว่าง เพื่อสังเกตแนวโน้มการเปลี่ยนแปลงของประสิทธิภาพการเล่นบอลของปัญญาประดิษฐ์ที่ใช้กฎการเรียนรู้แบบใช้ค่าฟังก์ชันผลประโยชน์ที่ดีที่สุดโดยไม่แยกประเภทของการส่งบอล ถ้าหากประสิทธิภาพมีการเปลี่ยนแปลงไปในทางตรงกันข้าม เช่น จากดีขึ้นไปแย่ลงหรือจากแย่ลงไปดีขึ้น เป็นต้น ก็จะทดลองลดจำนวนการแข่งขันให้เหลือทีละ 50 เกมแทน เพื่อเพิ่มความละเอียดในการหาช่วงการเรียนรู้ที่ต้องการ ผลการแข่งขันถูกแสดงในตารางที่ 27 และ 28

จากตารางที่ 27 และ 28 จะสังเกตได้ว่าทีมที่ใช้กฎการเรียนรู้แบบใช้ค่าฟังก์ชันผลประโยชน์ที่ดีที่สุดโดยไม่แยกประเภทของการส่งบอลมีแนวโน้มประสิทธิภาพการเล่นที่แย่ลงกว่าเดิม ดังนั้นการแข่งขันต่อไปจะใช้จำนวนการแข่งขันทีละ 50 เกม ผลการแข่งขันถูกแสดงในตารางที่ 29 และ 30

ตารางที่ 27: ผลการแข่งขันของเกมที่ 1 ถึง 100 ระหว่างทีมที่เลือกประเภทการส่งบอลโดยใช้ฟังก์ชันโอกาสในการทำประตูกับทีมที่เลือกประเภทการส่งบอลโดยใช้กฎการเรียนรู้แบบใช้ค่าฟังก์ชันผลประโยชน์ที่ดีที่สุดโดยไม่แยกประเภทของการส่งบอล

ค่าสถิติจากการแข่งขัน	**ใช้ฟังก์ชันโอกาสในการทำประตู**	**ใช้กฎการเรียนรู้แบบใช้ค่าฟังก์ชันผลประโยชน์ที่ดีที่สุดโดยไม่แยกประเภทของการส่งบอล**
Win/Draw/Lose	40/13/47	47/13/40
Goal Scored	434	465
Number Of Passes	14257	14668
Number Of Long Passes	5989	6399
Number Of Heading	1385	1583
Successful Passes	11369 (79.7%)	11729 (80%)
Risky Passes	1452	1355
Shots On Goal	576	623
Ball Possession (%)	50.4	49.6
Play Area (%)	50.2	49.8

ตารางที่ 28: ผลการแข่งขันของเกมที่ 101 ถึง 200 ระหว่างทีมที่เลือกประเภทการส่งบอลโดยใช้ฟังก์ชันโอกาสในการทำประตูกับทีมที่เลือกประเภทการส่งบอลโดยใช้กฎการเรียนรู้แบบใช้ค่าฟังก์ชันผลประโยชน์ที่ดีที่สุดโดยไม่แยกประเภทของการส่งบอล

ค่าสถิติจากการแข่งขัน	**ใช้ฟังก์ชันโอกาสในการทำประตู**	**ใช้กฎการเรียนรู้แบบใช้ค่าฟังก์ชันผลประโยชน์ที่ดีที่สุดโดยไม่แยกประเภทของการส่งบอล**
Win/Draw/Lose	45/11/44	44/11/45
Goal Scored	482	449
Number Of Passes	14355	14582
Number Of Long Passes	6092	6296
Number Of Heading	1433	1481
Successful Passes	11429 (79.6%)	11608 (79.6%)
Risky Passes	1453	1448
Shots On Goal	609	593
Ball Possession (%)	50.3	49.7
Play Area (%)	49.5	50.5

ตารางที่ 29: ผลการแข่งขันของเกมที่ 201 ถึง 250 ระหว่างทีมที่เลือกประเภทการส่งบอลโดยใช้ฟังก์ชันโอกาสในการทำประตูกับทีมที่เลือกประเภทการส่งบอลโดยใช้กฎการเรียนรู้แบบใช้ค่าฟังก์ชันผลประโยชน์ที่ดีที่สุดโดยไม่แยกประเภทของการส่งบอล

ค่าสถิติจากการแข่งขัน	**ใช้ฟังก์ชันโอกาสในการทำประตู**	**ใช้กฎการเรียนรู้แบบใช้ค่าฟังก์ชันผลประโยชน์ที่ดีที่สุดโดยไม่แยกประเภทของการส่งบอล**
Win/Draw/Lose	19/6/25	25/6/19
Goal Scored	221	238
Number Of Passes	7205	7390
Number Of Long Passes	3026	3217
Number Of Heading	719	775
Successful Passes	5731 (79.5%)	5955 (80.6%)
Risky Passes	757	727
Shots On Goal	294	322
Ball Possession (%)	49.5	50.5
Play Area (%)	50.9	49.1

ตารางที่ 30: ผลการแข่งขันของเกมที่ 251 ถึง 300 ระหว่างทีมที่เลือกประเภทการส่งบอลโดยใช้ฟังก์ชันโอกาสในการทำประตูกับทีมที่เลือกประเภทการส่งบอลโดยใช้กฎการเรียนรู้แบบใช้ค่าฟังก์ชันผลประโยชน์ที่ดีที่สุดโดยไม่แยกประเภทของการส่งบอล

ค่าสถิติจากการแข่งขัน	ใช้ฟังก์ชันโอกาสในการทำประตู	ใช้กฎการเรียนรู้แบบใช้ค่าฟังก์ชันผลประโยชน์ที่ดีที่สุดโดยไม่แยกประเภทของการส่งบอล
Win/Draw/Lose	22/5/23	23/5/22
Goal Scored	234	225
Number Of Passes	7118	7219
Number Of Long Passes	3098	3207
Number Of Heading	696	707
Successful Passes	5667 (79.6%)	5761 (79.8%)
Risky Passes	743	711
Shots On Goal	316	314
Ball Possession (%)	51.4	48.6
Play Area (%)	49.4	50.6

จากตารางที่ 29 และ 30 จะสังเกตได้ว่าทีมที่ใช้กฎการเรียนรู้แบบใช้ค่าฟังก์ชันผลประโยชน์ที่ดีที่สุดโดยไม่แยกประเภทของการส่งบอลมีแนวโน้มประสิทธิภาพการเล่นที่เหมือนกับตารางที่ 27 และ 28 คือจากที่เล่นดีกว่าคู่แข่งกลายเป็นเล่นแย่กว่าคู่แข่ง (การคิดคะแนนจะรวมประตูที่ทำได้เข้าไปด้วย) ดังนั้นผู้วิจัยจึงเชื่อว่าการเรียนรู้มาก่อน 250 เกมจะทำให้ปัญญาประดิษฐ์มีฐานความรู้ที่ทำให้เล่นบอลได้ดีกว่าคู่แข่ง ส่วนการเรียนรู้ตั้งแต่เกมที่ 1 ไปจนถึงเกมที่ 300 จะทำให้ปัญญาประดิษฐ์มีฐานความรู้ที่ทำให้เล่นบอลได้แย่กว่าคู่แข่ง เพื่อเป็นการพิสูจน์แนวคิดนี้จึงจะทำการทดลองต่อไปโดยจะนำทีมที่มีการเรียนรู้ตั้งแต่เกมที่ 1 ถึง 250 และตั้งแต่เกมที่ 1 ถึง 300 ไปแข่งกับทีมคู่แข่งทีมเดิมอีกครั้ง โดยแต่ละคู่จะแข่งทั้งหมด 100 เกม ผลการแข่งขันถูกแสดงในตารางที่ 31 และ 32 การแข่งขันในครั้งนี้จะทำการปิดฟังก์ชันการเรียนรู้ทั้งหมดของปัญญาประดิษฐ์ ซึ่งหมายความว่าขณะแข่งขันปัญญาประดิษฐ์จะใช้ฐานความรู้ที่เรียนรู้มาก่อนหน้านี้เท่านั้น จะไม่มีการเรียนรู้เพื่อปรับค่าน้ำหนักของตัวเลือกในกฎการเรียนรู้ใดๆ เลย การทำแบบนี้เป็นการรักษาฐานความรู้ที่ทำให้ปัญญาประดิษฐ์เล่นดี และป้องกันไม่ให้ปัญญาประดิษฐ์เรียนรู้เพิ่มจนส่งผลกระทบทำให้กลับมาเล่นไม่ดีตามสมมุติฐานของผู้วิจัย แต่ในกรณีที่เจอสภาวะแวดล้อมหรือเงื่อนไขใหม่ที่ไม่ตรงกับกฎการเรียนรู้ที่มีอยู่แล้วก็ยังจำเป็นต้องเรียนรู้กฎใหม่เพื่อให้ปัญญาประดิษฐ์สามารถตัดสินใจได้ แต่ว่ากรณีนี้จะเกิดได้ยาก

ถ้าหากปัญญาประดิษฐ์มีการเรียนรู้มามากระดับหนึ่ง และกฎการเรียนรู้ที่ใช้มีเสถียรภาพเพียงพอ จากการตรวจสอบข้อมูลฐานความรู้หลังการแข่งขันในครั้งนี้พบว่าไม่เกิดกรณีดังกล่าว

ตารางที่ 31: ผลการแข่งขันระหว่างทีมที่เลือกประเภทการส่งบอลโดยใช้ฟังก์ชันโอกาสในการทำประตูกับทีมที่เลือกประเภทการส่งบอลโดยใช้กฎการเรียนรู้แบบใช้ค่าฟังก์ชันผลประโยชน์ที่ดีที่สุดโดยไม่แยกประเภทของการส่งบอลที่มีการเรียนรู้มา 250 เกมก่อนแข่ง

ค่าสถิติจากการแข่งขัน	**ใช้ฟังก์ชันโอกาสในการทำประตู**	**ใช้กฎการเรียนรู้แบบใช้ค่าฟังก์ชันผลประโยชน์ที่ดีที่สุดโดยไม่แยกประเภทของการส่งบอล**
Win/Draw/Lose	31/19/50	50/19/31
Goal Scored	436	479
Number Of Passes	14252	14641
Number Of Long Passes	6012	6336
Number Of Heading	1298	1443
Successful Passes	11307 (79.3%)	11739 (80.2%)
Risky Passes	1432	1478
Shots On Goal	581	633
Ball Possession (%)	49.8	50.2
Play Area (%)	49.4	50.6

ตารางที่ 32: ผลการแข่งขันระหว่างทีมที่เลือกประเภทการส่งบอลโดยใช้ฟังก์ชันโอกาสในการทำประตูกับทีมที่เลือกประเภทการส่งบอลโดยใช้กฎการเรียนรู้แบบใช้ค่าฟังก์ชันผลประโยชน์ที่ดีที่สุดโดยไม่แยกประเภทของการส่งบอลที่มีการเรียนรู้มา 300 เกมก่อนแข่ง

ค่าสถิติจากการแข่งขัน	**ใช้ฟังก์ชันโอกาสในการทำประตู**	**ใช้กฎการเรียนรู้แบบใช้ค่าฟังก์ชันผลประโยชน์ที่ดีที่สุดโดยไม่แยกประเภทของการส่งบอล**
Win/Draw/Lose	43/13/44	44/13/43
Goal Scored	496	480
Number Of Passes	14421	14608
Number Of Long Passes	6094	6345
Number Of Heading	1357	1512
Successful Passes	11574 (80.3%)	11763 (80.5%)
Risky Passes	1413	1447
Shots On Goal	631	628
Ball Possession (%)	50.2	49.8
Play Area (%)	49.7	50.3

จากตารางที่ 31 จะเห็นว่าปัญญาประดิษฐ์ที่มีการเรียนรู้ก่อน 250 เกมมีการเล่นที่ดีกว่าทีมคู่แข่งชัดเจนทั้งจำนวนครั้งที่ชนะ ประตูที่ได้ และอัตราการครองบอลล้วนเหนือกว่า ส่วนตารางที่ 32 จะเห็นว่าปัญญาประดิษฐ์ที่มีการเรียนรู้มาก่อน 300 เกมมีการเล่นที่ด้อยกว่าทีมคู่แข่งเล็กน้อย ถึงแม้ว่าจะมีค่าสถิติที่สูสีกับทีมคู่แข่งแต่ก็ยังสามารถเห็นได้ชัดว่าปัญญาประดิษฐ์มีผลการเล่นที่แย่กว่าเดิม ชี้ให้เห็นว่าการเรียนรู้ที่เกิดขึ้นตั้งแต่เกมที่ 251 ถึง 300 ส่งผลให้การเล่นบอลของปัญญาประดิษฐ์มีประสิทธิภาพลดลงจริง ผลการทดลองนี้สนับสนุนสมมุติฐานของผู้วิจัยที่กล่าวว่าปัญญาประดิษฐ์มีช่วงการเรียนรู้ที่ทำให้เล่นดีขึ้น และช่วงการเรียนรู้ที่ทำให้เล่นแย่ลงสลับไปมา

การทดลองที่ผ่านๆ มาแสดงให้เห็นว่าวิธีการเลือกประเภทการส่งบอลโดยใช้กฎการเรียนรู้แบบใช้ค่าฟังก์ชันผลประโยชน์ที่ดีที่สุดโดยไม่แยกประเภทของการส่งบอลมีประสิทธิภาพที่ดีกว่าวิธีการอื่นที่งานวิจัยนี้นำเสนอ ถ้าหากมีจำนวนเกมการเรียนรู้ที่เหมาะสม แต่ว่าการทดลองแบบลองผิดลองถูกที่ผ่านมานั้นถือว่าโชคดีที่จำนวนเกมที่ทำการทดสอบบังเอิญสามารถแยกช่วงการเรียนรู้ที่เล่นดีกว่าคู่แข่งและช่วงการเรียนรู้ที่เล่นแย่กว่าคู่แข่งได้ แต่ว่าการทดลองแบบลองผิดลองถูกของผู้วิจัยอาจจะไม่เหมาะสมในทางปฏิบัติจริง เพราะถ้าหาก

คู่แข่งมีวิธีการตัดสินใจที่ต่างออกไปอาจจะทำให้จำนวนเกมที่ต้องเรียนรู้เปลี่ยนไปด้วย นอกจากนี้การเรียนรู้ของปัญญาประดิษฐ์ที่ได้ก็อาจจะยังไม่ถึงจุดที่ดีที่สุดด้วย จากการวิเคราะห์ผลการแข่งขันในตารางที่ 30 ที่ผู้วิจัยมองว่าเป็นช่วงการเรียนรู้ที่เล่นแย่กว่าคู่แข่งเทียบกับผลการแข่งขันในตารางที่ 29 ที่ผู้วิจัยมองว่าเป็นช่วงการเรียนรู้ที่เล่นดีกว่าคู่แข่ง แม้ว่าปัญญาประดิษฐ์จะมีประสิทธิภาพการเล่นบอลแย่ลงกว่าเดิมจริง แต่ว่าค่าทางสถิติยังคงสูสีกับคู่แข่งมาก จุดนี้แสดงให้เห็นว่าเมื่อเริ่มต้นการแข่งขันในเกมแรกๆ ปัญญาประดิษฐ์น่าจะยังอยู่ในช่วงการเรียนรู้ที่เล่นดีกว่าคู่แข่งอยู่ แต่พอเริ่มเข้าสู่ช่วงการเรียนรู้ที่เล่นแย่กว่าคู่แข่งก็ทำให้ผลการแข่งขันหักล้างกันจนทำให้ค่าสถิติต่างๆ ออกมาดูใกล้เคียงกันกับคู่แข่ง ส่วนสาเหตุที่ผลการแข่งขันในตารางที่ 32 ปัญญาประดิษฐ์ยังคงมีค่าสถิติสูสีกับทีมคู่แข่งอยู่ดีทั้งที่ปิดฟังก์ชันการเรียนรู้ไว้แล้ว น่าจะเป็นเพราะว่าฐานความรู้ของปัญญาประดิษฐ์ที่เรียนรู้มานั้นกำลังอยู่ในช่วงจุดเปลี่ยนระหว่างการเรียนรู้ที่เล่นแย่กว่าคู่แข่งกับการเรียนรู้ที่เล่นดีกว่าคู่แข่งนั่นเอง อย่างไรก็ตามข้อมูลที่วิเคราะห์มานี้แค่ต้องการชี้ให้เห็นว่าช่วงจำนวนเกมเพื่อแบ่งการแข่งขันที่ผู้วิจัยสุ่มขึ้นมาสำหรับการทดลองนี้มีการคาบเกี่ยวกันเกิดขึ้นของช่วงการเรียนรู้ที่เล่นดีกว่าคู่แข่ง ซึ่งมีความเป็นไปได้ที่จุดการเรียนรู้ที่ดีที่สุดอาจจะอยู่หรือไม่ได้อยู่ในช่วงการแข่งขันที่ผู้วิจัยมองว่าเป็นช่วงการเรียนรู้ที่เล่นดีกว่าคู่แข่งตามตารางที่ 29

ในขั้นตอนต่อไปจะเป็นการนำเสนอวิธีการค้นหาช่วงการเรียนรู้ที่เล่นดีกว่าคู่แข่งอย่างมีระเบียบแบบแผน เพื่อให้เกิดกระบวนการที่ทำซ้ำได้ นอกจากนี้ยังเป็นการพิสูจน์ว่ากฎการเรียนรู้ที่งานวิจัยนี้นำเสนอสามารถช่วยเพิ่มประสิทธิภาพการเล่นบอลให้กับปัญญาประดิษฐ์ได้จริง โดยการทดลองครั้งนี้ผู้วิจัยตัดสินใจเปลี่ยนปัญญาประดิษฐ์มาตรฐานที่ใช้เป็นเกณฑ์ทดสอบจากปัญญาประดิษฐ์ที่เลือกประเภทการส่งบอลโดยใช้ฟังก์ชันโอกาสในการทำประตูเป็นปัญญาประดิษฐ์ที่เลือกประเภทการส่งบอลโดยใช้ฟังก์ชันค่ายุทธวิธีแทน (ทีมที่ชนะน้อยกว่าในตารางที่ 16) ทั้งนี้ก็เพื่อเป็นการทดสอบว่าปัญญาประดิษฐ์ที่ใช้กฎการเรียนรู้แบบใช้ค่าฟังก์ชันผลประโยชน์ที่ดีที่สุดโดยไม่แยกประเภทของการส่งบอลจะสามารถเรียนรู้เพื่อให้เล่นบอลได้ดีกว่าทีมคู่แข่งที่แตกต่างออกไปได้หรือไม่ การทดลองขั้นแรกผู้วิจัยจะกำหนดช่วงการเรียนรู้เริ่มต้นไว้ที่ 100 เกม เนื่องจากการสังเกตผลการทดลองที่ผ่านมาพบว่าการแข่งขัน 100 เกมก็น่าจะเพียงพอต่อการสร้างฐานความรู้เริ่มต้นสำหรับกฎการเรียนรู้ประเภทนี้ จากนั้นจะทำการเรียนรู้ต่อโดยมีการตั้งเงื่อนไขในทางสถิติเพื่อสิ้นสุดการเรียนรู้ขึ้นมา ซึ่งเมื่อแข่งจบแต่ละเกมแล้วจะมีการตรวจสอบค่าสถิติต่างๆ จากผลการแข่งขันที่เกิดขึ้นเพื่อดูว่าตรงกับเงื่อนไขที่ต้องการแล้วหรือยัง ถ้าหากตรงตามเงื่อนไขแล้วก็จะยุติการเรียนรู้ทันที แต่ถ้ายังไม่ตรงตามเงื่อนไขก็จะทำการแข่งขันต่อไปเรื่อยๆ จนกว่าจะได้ผลการแข่งขันตรงตามเงื่อนไขที่ต้องการหรือจำนวนการแข่งขันเกินกว่าค่าที่กำหนด งานวิจัยนี้กำหนดค่าสูงสุดของจำนวนการแข่งขันในช่วงการประเมินผลไว้ที่ 500 เกม มีจุดประสงค์เพื่อป้องกันการเรียนรู้ที่ไม่รู้จบซึ่งเกิดมาจากการตั้งเงื่อนไขที่เป็นไปได้ยาก เงื่อนไขเพื่อสิ้นสุดการเรียนรู้ที่งานวิจัยนี้ตั้งขึ้นมีดังนี้

- ยิงประตูได้มากกว่าอย่างน้อย 30 ลูก
- ชนะมากกว่าอย่างน้อย 10 เกม
- ไม่แพ้ฝ่ายตรงข้ามติดต่อกันใน 5 เกมหลังสุดเป็นอย่างน้อย

การเรียนรู้จะสิ้นสุดเมื่อเงื่อนไขที่กำหนดเป็นจริงทุกข้อ จากผลการทดลองจะได้ว่าการเรียนรู้ในครั้งนี้ใช้จำนวนการแข่งขันทั้งหมด 189 เกม แบ่งออกเป็นช่วงการเรียนรู้เริ่มต้น 100 เกม และช่วงการเรียนรู้ตามเงื่อนไข 89 เกม ผลการแข่งขันของแต่ละช่วงถูกแสดงในตารางที่ 33 และ 34 ตามลำดับ

หลังจากนี้จึงทำการปิดฟังก์ชันการเรียนรู้ของปัญญาประดิษฐ์ แล้วจัดการแข่งขันระหว่างสองทีมเดิมอีก 100 เกม เพื่อทดสอบประสิทธิภาพของฐานความรู้ที่ปัญญาประดิษฐ์เรียนรู้มาตั้งแต่เกมที่ 1 ถึง 189 ผลการแข่งขันถูกแสดงในตารางที่ 35

ตารางที่ 33: ผลการแข่งขันในช่วงการเรียนรู้เริ่มต้น 100 เกมแรกระหว่างทีมที่เลือกประเภทการส่งบอลโดยใช้ฟังก์ชันค่ายุทธวิธีกับทีมที่เลือกประเภทการส่งบอลโดยใช้กฎการเรียนรู้แบบใช้ค่าฟังก์ชันผลประโยชน์ที่ดีที่สุดโดยไม่แยกประเภทของการส่งบอล

ค่าสถิติจากการแข่งขัน	**ใช้ฟังก์ชันค่ายุทธวิธี**	**ใช้กฎการเรียนรู้แบบใช้ค่าฟังก์ชันผลประโยชน์ที่ดีที่สุดโดยไม่แยกประเภทของการส่งบอล**
Win/Draw/Lose	42/13/45	45/13/42
Goal Scored	492	485
Number Of Passes	14416	14284
Number Of Long Passes	6437	6043
Number Of Heading	1484	1509
Successful Passes	11619 (80.6%)	11480 (80.4%)
Risky Passes	1327	1389
Shots On Goal	655	625
Ball Possession (%)	48.9	51.1
Play Area (%)	48.8	51.2

ตารางที่ 34: ผลการแข่งขันในช่วงการเรียนรู้ตามเงื่อนไขระหว่างทีมที่เลือกประเภทการส่งบอลโดยใช้ฟังก์ชันค่ายุทธวิธีกับทีมที่เลือกประเภทการส่งบอลโดยใช้กฎการเรียนรู้แบบใช้ค่าฟังก์ชันผลประโยชน์ที่ดีที่สุดโดยไม่แยกประเภทของการส่งบอล

ค่าสถิติจากการแข่งขัน	**ใช้ฟังก์ชันค่ายุทธวิธี**	**ใช้กฎการเรียนรู้แบบใช้ค่าฟังก์ชันผลประโยชน์ที่ดีที่สุดโดยไม่แยกประเภทของการส่งบอล**
Win/Draw/Lose	30/14/45	45/14/30
Goal Scored	410	441
Number Of Passes	12773	12425
Number Of Long Passes	5785	5609
Number Of Heading	1371	1175
Successful Passes	10305 (80.7%)	10050 (80.9%)
Risky Passes	1164	1177
Shots On Goal	586	575
Ball Possession (%)	48.3	51.7
Play Area (%)	48.6	51.4

ตารางที่ 35: ผลการแข่งขันระหว่างทีมที่เลือกประเภทการส่งบอลโดยใช้ฟังก์ชันค่ายุทธวิธีกับทีมที่เลือกประเภทการส่งบอลโดยใช้กฎการเรียนรู้แบบใช้ค่าฟังก์ชันผลประโยชน์ที่ดีที่สุดโดยไม่แยกประเภทของการส่งบอลที่มีการเรียนรู้ตั้งแต่เกมที่ 1 ถึง 189

ค่าสถิติจากการแข่งขัน	**ใช้ฟังก์ชันค่ายุทธวิธี**	**ใช้กฎการเรียนรู้แบบใช้ค่าฟังก์ชันผลประโยชน์ที่ดีที่สุดโดยไม่แยกประเภทของการส่งบอล**
Win/Draw/Lose	32/16/52	52/16/32
Goal Scored	451	492
Number Of Passes	13963	14253
Number Of Long Passes	6335	6371
Number Of Heading	1512	1436
Successful Passes	11190 (80.1%)	11500 (80.7%)
Risky Passes	1357	1384
Shots On Goal	593	632
Ball Possession (%)	49.2	50.8
Play Area (%)	49.1	50.9

จากตารางที่ 35 แสดงให้เห็นอีกครั้งว่าปัญญาประดิษฐ์ที่เลือกประเภทการส่งบอลโดยใช้กฎการเรียนรู้แบบใช้ค่าฟังก์ชันผลประโยชน์ที่ดีที่สุดโดยไม่แยกประเภทของการส่งบอลมีค่าทางสถิติเหนือกว่าทีมคู่แข่ง แม้ว่าคู่แข่งทีมนี้จะไม่ใช่ทีมเดิมก็ตาม ซึ่งแสดงให้เห็นว่าปัญญาประดิษฐ์มีความสามารถในการเรียนรู้เพื่อเอาชนะคู่แข่งที่แตกต่างกันได้ นอกจากนี้ยังเป็นการแสดงให้เห็นว่าวิธีการค้นหาช่วงการเรียนรู้ที่เล่นดีกว่าคู่แข่งโดยใช้เงื่อนไขตามที่งานวิจัยนี้นำเสนอสามารถใช้งานได้ผลจริง แม้ว่าเงื่อนไขที่ได้ตั้งขึ้นอาจจะไม่ได้เป็นการรับประกันว่าช่วงการเรียนรู้ที่ได้จะเป็นจุดการเรียนรู้ที่ดีที่สุดก็ตาม แต่ผู้วิจัยเชื่อว่าเงื่อนไขดังกล่าวเพียงพอต่อการประเมินผลฐานความรู้ของปัญญาประดิษฐ์และช่วยหาช่วงการเรียนรู้ที่เหมาะสมให้กับปัญญาประดิษฐ์ได้อย่างมีประสิทธิภาพ อย่างไรก็ตามการตั้งเงื่อนไขจำเป็นต้องมีการประเมินศักยภาพของทีมคู่แข่งด้วย เพราะถ้าหากคู่แข่งมีความแข็งแกร่งมากอาจจะทำให้เงื่อนไขบางข้อเป็นจริงได้ยาก เช่น ไม่แพ้ฝ่ายตรงข้ามติดต่อกัน 5 เกม เป็นต้น กรณีนี้อาจจำเป็นต้องตัดบางเงื่อนไขออกหรือปรับลดค่าตามความเหมาะสม

จากผลการทดลองทั้งหมดในบทนี้สามารถสรุปได้ว่าการส่งบอลยาวช่วยเพิ่มประสิทธิภาพการเล่นบอลให้กับปัญญาประดิษฐ์ได้ แต่ถ้าหากต้องการให้การส่งบอลมี

ประสิทธิภาพสูงสุด ปัญญาประดิษฐ์จำเป็นต้องมีการตัดสินใจเลือกประเภทการส่งบอลที่ดีด้วย ในงานวิจัยนี้ได้ข้อสรุปว่าวิธีการเลือกประเภทการส่งบอลโดยใช้ไดนามิกสคริปต์มีประสิทธิภาพที่ดีกว่าวิธีการเลือกประเภทการส่งบอลโดยใช้ฟังก์ชันผลประโยชน์ แต่มีเงื่อนไขว่ากฎการเรียนรู้สำหรับไดนามิกสคริปต์ต้องมีการออกแบบการใช้งานที่มีเสถียรภาพ และมีจำนวนเกมการเรียนรู้ที่เหมาะสมด้วย ซึ่งกฎการเรียนรู้ที่ให้ประสิทธิภาพสูงที่สุดในงานวิจัยนี้คือกฎการเรียนรู้แบบใช้ค่าฟังก์ชันผลประโยชน์ที่ดีที่สุดโดยไม่แยกประเภทของการส่งบอล

บทที่ 6

การตัดสินใจส่งบอลตามสถานการณ์ของเกมการแข่งขัน

เนื้อหาในบทนี้จะอธิบายถึงแนวคิดในการปรับปรุงให้ปัญญาประดิษฐ์มีการตัดสินใจส่งบอลโดยคำนึงถึงสถานการณ์ของเกมการแข่งขัน แนวคิดในการกำหนดแผนการเล่นให้กับปัญญาประดิษฐ์ในแต่ละสถานการณ์ และการทดลองวัดประสิทธิภาพของแผนการเล่นแต่ละแบบที่ผู้วิจัยกำหนดขึ้น

6.1 แนวคิดในการส่งบอลตามสถานการณ์ของเกมการแข่งขัน

ในการแข่งขันฟุตบอลจริงนั้น ถ้าหากทีมถูกนำอยู่หลายประตู เรามักเห็นฝ่ายที่ตามพยายามเน้นส่งบอลไปหน้าประตูฝ่ายตรงข้ามมากเป็นพิเศษเพื่อพยายามหาโอกาสทำประตูคืน หรือถ้าหากทีมมีประตูนำอยู่และเวลาการแข่งขันใกล้จะหมด เรามักเห็นหลาย ๆทีมเน้นการครองบอลมากขึ้นเพื่อเป็นการถ่วงเวลา ป้องกันไม่ให้ฝ่ายตรงข้ามสามารถทำประตูไล่ตามได้ เป็นต้น

จากแนวคิดดังกล่าวผู้วิจัยเชื่อว่าการทำให้ปัญญาประดิษฐ์สามารถปรับเปลี่ยนแผนการเล่นได้เองตามสถานการณ์ของเกมการแข่งขันน่าจะช่วยเพิ่มโอกาสในการชนะ หรือลดโอกาสในการแพ้ให้กับปัญญาประดิษฐ์ที่เล่นเกมฟุตบอลได้ โดยปัจจัยที่ผู้วิจัยมองว่ามีผลกระทบต่อการตัดสินใจส่งบอลคือ จำนวนผลต่างประตู ณ ขณะนั้น และเวลาที่เหลือของการแข่งขัน

6.2 การกำหนดแผนการเล่นให้กับปัญญาประดิษฐ์

การปรับแผนการเล่นในงานวิจัยนี้จะทำโดยการปรับค่าความน่าจะเป็นของฟังก์ชันวัตถุประสงค์ที่ใช้ในขั้นตอนการประเมินหาจุดที่เหมาะสมที่สุดจากเซตของดุลยภาพสูงสุดพาเรโต ความสำคัญและผลกระทบของค่าความน่าจะเป็นดังกล่าวอธิบายไว้ในข้อ 4.1.3 ของบทที่ 4

ผู้วิจัยกำหนดแผนการเล่นไว้ 3 แบบดังนี้

- แผนการเล่นแบบสมดุล จะกระจายค่าความน่าจะเป็นให้ฟังก์ชันผลประโยชน์และฟังก์ชันความเสี่ยงอย่างใกล้เคียงกัน ค่าความน่าจะเป็นถูกกำหนดตามตารางที่ 36
- แผนการเล่นแบบเน้นการครองบอล จะให้ความสำคัญกับฟังก์ชันความเสี่ยงมากกว่าโดยเฉพาะฟังก์ชันความเสี่ยงที่ฝ่ายตรงข้ามจะเข้ามาตัดบอลระหว่าง

ทาง ($r_{intercepted}$) และฟังก์ชันความเสี่ยงที่ฝ่ายตรงข้ามจะถึงบอลก่อน ($r_{opponent_reach}$) ค่าความน่าจะเป็นถูกกำหนดตามตารางที่ 37

- แผนการเล่นแบบเน้นเข้าทำประตู จะให้ความสำคัญกับฟังก์ชันผลประโยชน์มากกว่าโดยเฉพาะฟังก์ชันโอกาสในการทำประตู ค่าความน่าจะเป็นถูกกำหนดตามตารางที่ 38 (การทดลองที่ผ่านๆ มาใช้แผนการเล่นนี้อย่างเดียว)

ผู้วิจัยตั้งใจว่าจะใช้แผนการเล่นตามสถานการณ์ของเกมการแข่งขันดังนี้

- เริ่มการแข่งขันให้ใช้แผนการเล่นแบบเน้นเข้าทำประตู
- ถ้าทำประตูนำได้ 1 หรือ 2 ลูกให้ใช้แผนการเล่นแบบสมดุล แต่ถ้าหากใกล้หมดเวลาการแข่งขันให้ใช้แผนการเล่นแบบเน้นการครองบอลแทน
- ถ้าทำประตูนำได้ 3 ลูกขึ้นไปให้ใช้แผนการเล่นแบบเน้นการครองบอล
- ถ้าถูกทำประตูนำก็ยังคงใช้แผนการเล่นแบบเน้นเข้าทำประตูต่อไป

ตารางที่ 36: ค่าความน่าจะเป็นของฟังก์ชันวัตถุประสงค์แต่ละฟังก์ชันสำหรับแผนการเล่นแบบสมดุล

ฟังก์ชันวัตถุประสงค์	**ค่าความน่าจะเป็น**	
	การส่งบอลบนพื้นและการส่งบอลยาว	**การส่งบอลยาวเพื่อให้เพื่อนโหม่ง**
Tactical Value	0.15	0.15
Scoring Chance	0.25	0.25
$r_{opponent_reach}$	0.15	0.375
$r_{intercepted}$	0.25	
$r_{ball_too_fast}$	0.05	0.075
$r_{many_opponents}$	0.05	
$r_{out_of_field}$	0.05	0.075
Cost	0.05	0.075
Total	1	1

ตารางที่ 37: ค่าความน่าจะเป็นของฟังก์ชันวัตถุประสงค์แต่ละฟังก์ชันสำหรับแผนการเล่นแบบเน้นการครองบอล

ฟังก์ชันวัตถุประสงค์	**ค่าความน่าจะเป็น**	
	การส่งบอลบนพื้นและการส่งบอลยาว	**การส่งบอลยาวเพื่อให้เพื่อนโหม่ง**
Tactical Value	0.05	0.075
Scoring Chance	0.05	0.075
$r_{opponent_reach}$	0.15	0.625
$r_{intercepted}$	0.55	
$r_{ball_too_fast}$	0.05	0.075
$r_{many_opponents}$	0.05	
$r_{out_of_field}$	0.05	0.075
Cost	0.05	0.075
Total	1	1

ตารางที่ 38: ค่าความน่าจะเป็นของฟังก์ชันวัตถุประสงค์แต่ละฟังก์ชันสำหรับแผนการเล่นแบบเน้นเข้าทำประตู

ฟังก์ชันวัตถุประสงค์	**ค่าความน่าจะเป็น**	
	การส่งบอลบนพื้นและการส่งบอลยาว	**การส่งบอลยาวเพื่อให้เพื่อนโหม่ง**
Tactical Value	0.15	0.15
Scoring Chance	0.55	0.55
$r_{opponent_reach}$	0.05	0.075
$r_{intercepted}$	0.05	
$r_{ball_too_fast}$	0.05	0.075
$r_{many_opponents}$	0.05	
$r_{out_of_field}$	0.05	0.075
Cost	0.05	0.075
Total	1	1

6.3 การทดลอง และผลการทดลองเพื่อวัดประสิทธิภาพของแผนการเล่นแต่ละแบบ

ปัญหาที่ผู้วิจัยตั้งขึ้นสำหรับการทดลองในบทนี้คือการออกแบบให้ปัญญาประดิษฐ์สามารถตัดสินใจส่งบอลได้ตามสถานการณ์ในสนาม โดยกำหนดแผนการส่งบอลตามที่ได้นำเสนอในหัวข้อที่ผ่านมา ผู้วิจัยตั้งสมมุติฐานว่าการเพิ่มแผนการตัดสินใจตามสถานการณ์โดยปรับค่าน้ำหนักของฟังก์ชันวัตถุประสงค์จะช่วยทำให้ปัญญาประดิษฐ์รักษาความได้เปรียบของประตูนำ และช่วยเพิ่มโอกาสให้ชนะคู่แข่งมากยิ่งขึ้น โดยผู้วิจัยเชื่อว่าทีมที่ใช้แผนการเล่นแบบเน้นการครองบอลน่าจะชนะได้มากที่สุด รองลงมาคือทีมที่ใช้แผนการเล่นแบบสมดุล สุดท้ายคือทีมที่ใช้แผนการเล่นแบบเน้นเข้าทำประตู การทดลองในส่วนนี้จะเป็นการทดสอบว่าแผนการเล่นแต่ละประเภทที่กำหนดขึ้นมาสามารถทำงานได้ตามวัตถุประสงค์หรือไม่ จากนั้นจึงจะทดสอบการปรับแผนการเล่นต่อไป เนื่องจากแผนการเล่นแบบสมดุล และแผนการเล่นแบบเน้นการครองบอลถูกออกแบบมาเพื่อลดโอกาสในการเสียประตูเมื่อทีมได้ประตูนำ ดังนั้นการทดลองนี้จะให้ทีมที่ต้องการวัดผลได้เปรียบโดยการให้มีประตูนำตั้งแต่ต้นเกม 3 ลูก (เนื่องจากว่าเกมการแข่งขันแต่ละเกมใช้เวลา 10 นาที ถ้าภายใน 10 นาทีปัญญาประดิษฐ์ไม่สามารถรักษาความได้เปรียบของประตูนำไว้ได้ผู้วิจัยจะถือว่ามีการป้องกันที่ไม่ดีพอ) การแข่งขันมีทั้งหมด 3 คู่ แต่ละคู่แข่ง 100 เกม ทุกทีมใช้วิธีการตัดสินใจส่งบอลเหมือนกันทุกอย่าง (ทีมที่ถูกใช้เป็นต้นแบบคือทีมที่ชนะมากกว่าในตารางที่ 31 ของบทที่ 5 และทำการปิดฟังก์ชันการเรียนรู้เอาไว้ด้วย) ต่างกันแค่แผนการเล่นเท่านั้น โดยคู่แรกจะเป็นการแข่งขันระหว่างทีมที่ใช้แผนการเล่นแบบเน้นเข้าทำประตูกับทีมที่ใช้แผนการเล่นแบบเน้นเข้าทำประตูที่มีประตูนำตั้งแต่ต้นเกม 3 ลูก คู่ที่สองจะเป็นการแข่งขันระหว่างทีมที่ใช้แผนการเล่นแบบเน้นเข้าทำประตูกับทีมที่ใช้แผนการเล่นแบบสมดุลที่มีประตูนำตั้งแต่ต้นเกม 3 ลูก และคู่สุดท้ายจะเป็นการแข่งขันระหว่างทีมที่ใช้แผนการเล่นแบบเน้นเข้าทำประตูกับทีมที่ใช้แผนการเล่นแบบเน้นการครองบอลที่มีประตูนำตั้งแต่ต้นเกม 3 ลูก การวัดผลจะดูว่าแผนการเล่นแบบใดสามารถรักษาความได้เปรียบของประตูที่นำอยู่ได้ และเอาชนะคู่แข่งได้มากที่สุด ผลการแข่งขันแต่ละคู่ถูกแสดงในตารางที่ 39, 40 และ 41 ตามลำดับ ค่านอกวงเล็บในส่วนของ Goal Scored จะเป็นจำนวนประตูที่ทำได้จริง ส่วนค่าในวงเล็บคือจำนวนประตูที่ได้เปล่า

ตารางที่ 39: ผลการแข่งขันระหว่างทีมที่ใช้แผนการเล่นแบบเน้นเข้าทำประตูกับทีมที่ใช้แผนการเล่นแบบเน้นเข้าทำประตูที่มีประตูนำตั้งแต่ต้นเกม 3 ลูก

ค่าสถิติจากการแข่งขัน	**ใช้แผนการเล่นแบบเน้นเข้าทำประตู**	**ใช้แผนการเล่นแบบเน้นเข้าทำประตูที่มีประตูนำตั้งแต่ต้นเกม 3 ลูก**
Win/Draw/Lose	12/7/81	81/7/12
Goal Scored	454	442 (+300)
Number Of Passes	14391	14403
Number Of Long Passes	6301	6343
Number Of Heading	1364	1349
Successful Passes	11217 (77.9%)	11304 (78.5%)
Risky Passes	1527	1546
Shots On Goal	576	591
Ball Possession (%)	50.1	49.9
Play Area (%)	49.3	50.7

ตารางที่ 40: ผลการแข่งขันระหว่างทีมที่ใช้แผนการเล่นแบบเน้นเข้าทำประตูกับทีมที่ใช้แผนการเล่นแบบสมดุลที่มีประตูนำตั้งแต่ต้นเกม 3 ลูก

ค่าสถิติจากการแข่งขัน	**ใช้แผนการเล่นแบบเน้นเข้าทำประตู**	**ใช้แผนการเล่นแบบสมดุลที่มีประตูนำตั้งแต่ต้นเกม 3 ลูก**
Win/Draw/Lose	7/4/89	89/4/7
Goal Scored	405	448 (+300)
Number Of Passes	13111	15615
Number Of Long Passes	5712	7321
Number Of Heading	1268	1494
Successful Passes	10257 (78.2%)	12949 (82.9%)
Risky Passes	1411	1187
Shots On Goal	523	592
Ball Possession (%)	47.8	52.2
Play Area (%)	49.3	50.7

ตารางที่ 41: ผลการแข่งขันระหว่างทีมที่ใช้แผนการเล่นแบบเน้นเข้าทำประตูกับทีมที่ใช้แผนการเล่นแบบเน้นการครองบอลที่มีประตูนำตั้งแต่ต้นเกม 3 ลูก

ค่าสถิติจากการแข่งขัน	**ใช้แผนการเล่นแบบเน้นเข้าทำประตู**	**ใช้แผนการเล่นแบบเน้นการครองบอลที่มีประตูนำตั้งแต่ต้นเกม 3 ลูก**
Win/Draw/Lose	12/11/77	77/11/12
Goal Scored	378	322 (+300)
Number Of Passes	12678	17230
Number Of Long Passes	5145	8624
Number Of Heading	1237	1889
Successful Passes	9909 (78.2%)	14715 (85.4%)
Risky Passes	1332	1252
Shots On Goal	509	414
Ball Possession (%)	42.1	57.9
Play Area (%)	48.7	51.3

จากตารางที่ 39, 40 และ 41 ผลการแข่งขันไม่ได้เป็นไปตามที่ผู้วิจัยคาดการณ์ไว้ ทีมที่ใช้แผนการเล่นแบบเน้นการครองบอลกลับเป็นทีมที่รักษาความได้เปรียบของประตูนำไว้ได้น้อยที่สุด แม้ว่าแผนการเล่นแบบเน้นการครองบอลจะมีพฤติกรรมตามที่ผู้วิจัยต้องการก็ตามกล่าวคือ มีการบุกเข้าทำประตูน้อยที่สุด เสียประตูน้อยที่สุด และมีอัตราการครองบอลสูงที่สุด แต่ว่าก็ยังไม่สามารถรักษาความได้เปรียบของประตูนำไว้ได้อยู่ดี จะสังเกตได้ว่าแผนการเล่นแบบนี้เสียประตูน้อยที่สุดก็จริง แต่ก็ยังเสียมากกว่าจำนวนประตูที่ผู้วิจัยกำหนดให้ถึง 78 ลูก ชี้ให้เห็นว่าแผนการเล่นแบบเน้นการครองบอลที่ผู้วิจัยกำหนดขึ้นมาไม่สามารถป้องกันทีมคู่แข่งที่ใช้แผนการเล่นแบบเน้นเข้าทำประตูได้ ส่วนแผนการเล่นที่ชนะคู่แข่งได้มากที่สุดกลับเป็นแผนการเล่นแบบสมดุล ซึ่งมีค่าทางสถิติดีกว่าคู่แข่งทุกอย่าง จะเห็นได้ว่าทีมที่ใช้แผนการเล่นแบบสมดุลสามารถทำประตูได้มากกว่าทีมที่ใช้แผนการเล่นแบบเน้นเข้าทำประตูด้วย เนื่องจากผลการทดลองไม่ได้เป็นไปตามสมมุตฐานที่ตั้งไว้ ดังนั้นผู้วิจัยจึงตั้งสมมุติฐานเพิ่มเติมว่าปัจจัยสำคัญที่น่าจะมีผลในการป้องกันอีกอย่างคือแผนการวางตำแหน่งของผู้เล่น ในงานวิจัยนี้ใช้ระบบการวางตำแหน่งของผู้เล่นแบบ 3-5-2 มาโดยตลอด มีความเป็นไปได้ที่ว่าแผนการเล่นบางประเภทอาจจะไม่เหมาะกับระบบการวางตำแหน่งของผู้เล่นที่ใช้ ดังนั้นผู้วิจัยจึงทำการทดลองเหมือนเดิมอีกรอบ แต่คราวนี้ทีมที่ต้องการวัดผลจะใช้ระบบการวางตำแหน่งของผู้เล่นแบบ 5-3-

2 เพื่อเน้นการป้องกันมากขึ้น ส่วนคู่แข่งยังคงใช้ระบบการวางตำแหน่งของผู้เล่นแบบ 3-5-2 เหมือนเดิม ผลการแข่งขันแต่ละคู่ถูกแสดงในตารางที่ 42, 43 และ 44 ตามลำดับ

จากตารางที่ 42, 43 และ 44 จะเห็นว่าคู่แข่งที่ใช้ระบบการวางตำแหน่งผู้เล่นแบบ 3-5-2 สามารถทำประตูได้ลดลงเมื่อเทียบกับผลการแข่งขันตามแผนการเล่นแต่ละแบบจากตารางที่ 39, 40 และ 41 ตามลำดับ แสดงให้เห็นว่าระบบการวางตำแหน่งผู้เล่นมีผลต่อการป้องกันประตูได้จริง ซึ่งส่งผลให้ทีมที่วัดผลรักษาความได้เปรียบของประตูที่นำอยู่ และเอาชนะคู่แข่งได้มากขึ้น อย่างไรก็ตามแม้ว่าคู่แข่งจะทำประตูได้ลดลง แต่ก็ยังทำประตูได้มากกว่าจำนวนประตูที่ผู้วิจัยกำหนดให้กับทีมที่วัดผล (300 ลูก) ได้อยู่ดี สิ่งที่น่าสนใจก็คือทีมที่ทำผลงานได้ดีที่สุดยังคงเป็นทีมที่ใช้แผนการเล่นแบบสมดุล แม้ว่าจะเปลี่ยนมาใช้ระบบการวางตำแหน่งผู้เล่นแบบ 5-3-2 แล้วแต่ก็ยังทำประตูได้มากกว่าคู่แข่งเช่นเดิม และจำนวนประตูที่ทำได้ก็ใกล้เคียงกับตอนที่ยังใช้ระบบการวางตำแหน่งผู้เล่นแบบ 3-5-2 ทีมที่ใช้แผนการเล่นแบบสมดุลนั้น สามารถทำประตูได้มากกว่าแผนการเล่นแบบเน้นเข้าทำประตู ในขณะเดียวกันก็เสียประตูใกล้เคียงกับแผนการเล่นแบบเน้นการครองบอล นั่นคือ ทำประตูได้มากแต่เสียประตูน้อยเมื่อเล่นกับทีมที่เล่นแบบเน้นเข้าทำประตู ทำให้สรุปได้ว่าแผนการเล่นแบบสมดุลเป็นแผนการเล่นที่ดีที่สุดสำหรับทุกสถานการณ์ที่ฝ่ายตรงข้ามเล่นเกมบุก ไม่ว่าจำนวนประตูจะตามอยู่หรือไม่ก็ตาม

ตารางที่ 42: ผลการแข่งขันระหว่างทีมที่มีระบบการวางตำแหน่งผู้เล่นแบบ 3-5-2 ที่ใช้แผนการเล่นแบบเน้นเข้าทำประตูกับทีมที่มีระบบการวางตำแหน่งผู้เล่นแบบ 5-3-2 ที่ใช้แผนการเล่นแบบเน้นเข้าทำประตูที่มีประตูนำตั้งแต่ต้นเกม 3 ลูก

ค่าสถิติจากการแข่งขัน	**ใช้แผนการเล่นแบบเน้นเข้าทำประตู**	**ใช้แผนการเล่นแบบเน้นเข้าทำประตูที่มีประตูนำตั้งแต่ต้นเกม 3 ลูก**
Formation	3-5-2	5-3-2
Win/Draw/Lose	12/8/80	80/8/12
Goal Scored	429	412 (+300)
Number Of Passes	14677	14716
Number Of Long Passes	6473	6548
Number Of Heading	1131	1321
Successful Passes	11645 (79.3%)	11505 (78.2%)
Risky Passes	1552	1413
Shots On Goal	559	540
Ball Possession (%)	50	50
Play Area (%)	50.4	49.6

ตารางที่ 43: ผลการแข่งขันระหว่างทีมที่มีระบบการวางตำแหน่งผู้เล่นแบบ 3-5-2 ที่ใช้แผนการเล่นแบบเน้นเข้าทำประตูกับทีมที่มีระบบการวางตำแหน่งผู้เล่นแบบ 5-3-2 ที่ใช้แผนการเล่นแบบสมดุลที่มีประตูนำตั้งแต่ต้นเกม 3 ลูก

ค่าสถิติจากการแข่งขัน	**ใช้แผนการเล่นแบบเน้นเข้าทำประตู**	**ใช้แผนการเล่นแบบสมดุลที่มีประตูนำตั้งแต่ต้นเกม 3 ลูก**
Formation	3-5-2	5-3-2
Win/Draw/Lose	3/5/92	92/5/3
Goal Scored	347	444 (+300)
Number Of Passes	13393	16141
Number Of Long Passes	5673	7793
Number Of Heading	1187	1463
Successful Passes	10557 (78.8%)	13368 (82.8%)
Risky Passes	1431	1068
Shots On Goal	465	563
Ball Possession (%)	46.2	53.8
Play Area (%)	51.7	48.3

ตารางที่ 44: ผลการแข่งขันระหว่างทีมที่มีระบบการวางตำแหน่งผู้เล่นแบบ 3-5-2 ที่ใช้แผนการเล่นแบบเน้นเข้าทำประตูกับทีมที่มีระบบการวางตำแหน่งผู้เล่นแบบ 5-3-2 ที่ใช้แผนการเล่นแบบเน้นการครองบอลที่มีประตูนำตั้งแต่ต้นเกม 3 ลูก

ค่าสถิติจากการแข่งขัน	**ใช้แผนการเล่นแบบเน้นเข้าทำประตู**	**ใช้แผนการเล่นแบบเน้นการครองบอลที่มีประตูนำตั้งแต่ต้นเกม 3 ลูก**
Formation	3-5-2	5-3-2
Win/Draw/Lose	13/4/83	83/4/13
Goal Scored	332	318 (+300)
Number Of Passes	12211	17745
Number Of Long Passes	5105	9057
Number Of Heading	1006	1635
Successful Passes	9450 (77.4%)	15277 (86.1%)
Risky Passes	1232	1148
Shots On Goal	441	407
Ball Possession (%)	40.5	59.5
Play Area (%)	51.8	48.2

ผลการทดลองชี้ให้เห็นว่าการกำหนดค่าความน่าจะเป็นแบบสุดโต่งจะให้ผลได้ไม่คุ้มกับผลเสีย เช่น แผนการเล่นแบบเน้นเข้าทำประตูจะกระจายค่าความน่าจะเป็นให้กับฟังก์ชันผลประโยชน์ถึง 0.7 แม้ว่าปัญญาประดิษฐ์จะทำประตูได้มาก แต่ก็เสียประตูมากเช่นกัน เพราะชอบส่งบอลเสี่ยงๆ ทำให้ถูกแย่งบอลแล้วโดนโต้กลับได้บ่อยกว่า และมีอัตราการส่งบอลสำเร็จลดลงด้วย ส่วนแผนการเล่นแบบเน้นการครองบอลจะกระจายค่าความน่าจะเป็นให้กับฟังก์ชันความเสี่ยงถึง 0.85 แม้ว่าปัญญาประดิษฐ์จะมีอัตราการครองบอลสูง และเสียประตูน้อยก็จริง แต่ก็ยังไม่สามารถป้องกันประตูได้ในระดับที่น่าพอใจ ผู้วิจัยจึงเห็นว่าการเน้นครองบอลอย่างเดียวโดยไม่คิดจะบุกไม่ใช่แผนการเล่นตั้งรับที่ดี และจากผลการทดลองที่สื่อให้เห็นว่าถ้าทีมฝ่ายตรงข้ามไม่มีการปรับแผนการเล่นใดๆ เลย จะได้ว่ามีค่าความน่าจะเป็นของฟังก์ชันวัตถุประสงค์ค่าหนึ่งๆ ที่ทำให้แข่งได้ผลดีที่สุดกับทีมฝ่ายตรงข้ามนี้ แม้ว่าระบบการวางตำแหน่งผู้เล่นจะแตกต่างออกไปก็ตาม ทำให้วิธีการปรับแผนการเล่นโดยใช้วิธีการเปลี่ยนค่าความน่าจะเป็นดังกล่าวตามที่งานวิจัยนี้นำเสนอไม่มีความเหมาะสม เพราะทำให้ประสิทธิภาพการเล่นโดยรวมด้อยกว่าเดิมทั้งในเกมรุกและเกมรับ เพราะฉะนั้นการปรับแผนการเล่นให้กับปัญญาประดิษฐ์เพื่อให้ได้ผลจริงควรจะปรับที่ระบบการวางตำแหน่งผู้เล่นมากกว่าที่จะมาปรับ

จากค่าความน่าจะเป็นของฟังก์ชันวัตถุประสงค์ในการหาจุดที่เหมาะสมที่สุด นอกจากนี้ยังจำเป็นต้องพิจารณาการตัดสินใจในการเคลื่อนที่หาตำแหน่งในสนามฟุตบอลของปัญญาประดิษฐ์ด้วย เช่น การควบคุมไม่ให้ผู้เล่นดันเกมขึ้นสูงเกินไปเพื่อป้องกันการถูกโต้กลับเป็นต้น แต่ว่างานวิจัยนี้สนใจแค่การตัดสินใจเกี่ยวกับการส่งบอลเท่านั้น ดังนั้นผู้วิจัยจึงเห็นว่าการทดลองที่รวมไปถึงการเปลี่ยนการวางตำแหน่งและการเคลื่อนที่หาตำแหน่งของผู้เล่นนั้นอยู่นอกขอบเขตของงานวิจัย และเสนอแนะว่าควรจะเป็นหัวข้อของงานวิจัยในอนาคตแทน

บทที่ 7

สรุปผลการวิจัย และข้อเสนอแนะ

งานวิจัยนี้ได้นำเสนอวิธีการพัฒนาการตัดสินใจส่งบอลของปัญญาประดิษฐ์โดยใช้วิธีการคำนวณหาดุลยภาพสูงสุดของพาเรโต มีการพัฒนาวิธีการส่งบอลบนพื้น วิธีการส่งบอลยาว วิธีการเลือกประเภทการส่งบอล และการกำหนดแผนการเล่นให้เหมาะสม โดยได้มีการทดลอง และวิเคราะห์ผลเอาไว้หลายขั้นตอนดังที่ได้นำเสนอในบทที่ 4, 5 และ 6 ซึ่งจะเห็นว่าวิธีการที่งานวิจัยนี้นำเสนอช่วยเพิ่มประสิทธิภาพการเล่นบอลให้กับปัญญาประดิษฐ์ได้ โดยสามารถสรุปผลการวิจัยทั้งหมดได้ดังนี้

7.1 สรุปผลการวิจัย

ในบทที่ 4 ได้นำเสนอวิธีการปรับปรุงการส่งบอลบนพื้นจากวิธีเดิมคือการส่งบอลโดยไม่เปลี่ยนความเร็วของลูกบอล ณ จุดเป้าหมายเป็นการส่งบอลโดยเปลี่ยนความเร็วของลูกบอล ณ จุดเป้าหมาย และนำเสนออัลกอริทึมในการคำนวณแรงส่งบอลบนพื้นที่เหมาะสม จากผลการทดลองสามารถสรุปได้ว่าวิธีการส่งบอลโดยเปลี่ยนความเร็วของลูกบอล ณ จุดเป้าหมายมีประสิทธิภาพที่ดีกว่าการส่งบอลวิธีเดิมแบบเห็นได้ชัด นอกจากนี้ยังแสดงวิธีการสุ่มเพื่อค้นหาค่าริสค์คอนสเตรนท์ที่เหมาะสมจากการแข่งขันแบบทัวร์นาเม้นท์อีกด้วย

ในบทที่ 5 ได้นำเสนอวิธีการพัฒนาการตัดสินใจส่งบอลยาวให้กับปัญญาประดิษฐ์ และนำเสนออัลกอริทึมในการคำนวณแรงส่งบอลยาวที่เหมาะสม ผลการทดลองแสดงให้เห็นว่าการส่งบอลยาวช่วยเพิ่มประสิทธิภาพการเล่นบอลให้กับปัญญาประดิษฐ์ได้ตามที่ผู้วิจัยตั้งสมมุติฐานไว้ นอกจากนี้ยังนำเสนอวิธีการตัดสินใจเลือกประเภทการส่งบอลหลายๆ แบบ ซึ่งได้ข้อสรุปจากการทดลองว่าวิธีการเลือกประเภทการส่งบอลโดยใช้กฎการเรียนรู้แบบใช้ค่าฟังก์ชันผลประโยชน์ที่ดีที่สุดโดยไม่แยกประเภทของการส่งบอลมีประสิทธิภาพที่สูงที่สุด แต่จากการสังเกตพบว่าการเรียนรู้ของปัญญาประดิษฐ์มีช่วงการเรียนรู้ที่เล่นดีกว่าคู่แข่งกับช่วงการเรียนรู้ที่เล่นแย่กว่าคู่แข่ง ดังนั้นปัญญาประดิษฐ์จึงจำเป็นต้องมีจำนวนเกมการเรียนรู้ที่เหมาะสมเพื่อทำให้ฐานความรู้อยู่ในช่วงที่เล่นดีกว่าคู่แข่ง งานวิจัยนี้ได้นำเสนอวิธีการค้นหาช่วงการเรียนรู้ดังกล่าวโดยการกำหนดเงื่อนไขที่เหมาะสมเพื่อประเมินค่าสถิติจากผลการแข่งขัน จากการทดลองพบว่าวิธีการที่นำเสนอสามารถใช้ค้นหาช่วงการเรียนรู้ที่เล่นดีกว่าคู่แข่งได้จริง

ในบทที่ 6 ได้นำเสนอวิธีการปรับแผนการส่งบอลตามสถานการณ์ของเกมการแข่งขันให้กับปัญญาประดิษฐ์ โดยการปรับค่าความน่าจะเป็นของฟังก์ชันวัตถุประสงค์ที่ใช้ในขั้นตอนการประเมินหาจุดที่เหมาะสมที่สุดจากเซตของดุลยภาพสูงสุดพาเรโต ซึ่งจากผลการ

ทดลองได้ข้อสรุปว่าการปรับแผนการเล่นไม่ควรจะทำโดยการปรับค่าความน่าจะเป็นของฟังก์ชันวัตถุประสงค์ตามจำนวนประตูได้เสียหรือช่วงเวลาในการเล่น แต่ควรจะพิจารณาที่ระบบการวางตำแหน่งผู้เล่น และการตัดสินใจในการเคลื่อนที่หาตำแหน่งในสนามฟุตบอลของปัญญาประดิษฐ์มากกว่า เนื่องจากมีแนวโน้มว่าค่าความน่าจะเป็นที่ใช้งานได้ดีที่สุดในสถานการณ์หนึ่งก็มักจะใช้งานได้ดีที่สุดในสถานการณ์อื่นๆ ด้วยเช่นกัน จึงไม่มีความจำเป็นจะต้องปรับค่าความน่าจะเป็นเป็นค่าอื่นถ้าหากว่าค่าที่ใช้อยู่มีประสิทธิภาพดีอยู่แล้ว

7.2 ข้อเสนอแนะ

โปรแกรมจำลองการแข่งขันฟุตบอลที่งานวิจัยนี้พัฒนาขึ้นยังสามารถพัฒนาต่อยอดไปได้อีกหลายส่วน โดยเฉพาะการพัฒนาให้คนสามารถมาบังคับเพื่อเล่นแข่งกับปัญญาประดิษฐ์ได้ เพื่อให้ปัญญาประดิษฐ์มีโอกาสในการเรียนรู้จากพฤติกรรมของคนด้วย แต่สำหรับการจะประยุกต์โปรแกรมจำลองการแข่งขันของงานวิจัยไปใช้เป็นเกมฟุตบอลจริงๆ จำเป็นต้องมีการปรับระดับความสามารถของปัญญาประดิษฐ์ เพราะว่าปัญญาประดิษฐ์ในงานวิจัยนี้ถูกออกแบบมาให้เล่นในสภาวะที่อุดมคติ กล่าวคือไม่มีค่าความแข็งแรง (stamina) ทำให้ปัญญาประดิษฐ์สามารถวิ่งด้วยความเร็วสูงสุดได้ตลอดเวลาโดยไม่มีอาการอ่อนล้า รวมถึงยิงประตูด้วยแรงเตะสูงสุดทุกครั้ง และเนื่องจากในการจำลองไม่ได้มีการคำนึงถึงสัญญาณรบกวนทำให้ปัญญาประดิษฐ์มีความแม่นยำสูงทั้งการส่งบอล และการยิงประตู คุณลักษณะดังกล่าวเป็นสิ่งที่จำเป็นต้องแก้ไขก่อนที่จะพัฒนาเป็นเกมให้คนมาเล่นได้ เพราะว่าถ้าหากปัญญาประดิษฐ์เก่งเกินไปจะทำให้ความสนุกของเกมลดลงอย่างมาก คนเล่นจะรู้สึกว่าปัญญาประดิษฐ์โกงทำให้ไม่อยากเล่นต่อ การปรับระดับความสามารถของปัญญาประดิษฐ์เพื่อควบคุมความยากง่ายของเกมจำเป็นต้องมีการทดลองกับคนเล่นที่เก่งระดับต่างๆ กัน ทั้งนี้ก็เพื่อกำหนดระดับความยากง่ายให้มีหลายๆ ระดับ ซึ่งคนเล่นสามารถเลือกได้จากในเกม แต่ไม่ว่าอย่างไรก็ตามคนเล่นที่ฝึกฝนจนมีความชำนาญก็มักจะชนะปัญญาประดิษฐ์ที่ระดับความยากสุดได้อยู่ดี ผู้วิจัยเห็นว่าถ้าหากพัฒนาให้ปัญญาประดิษฐ์มีการเรียนรู้เพื่อปรับระดับความสามารถของตัวเองให้เล่นเก่งขึ้นตามความสามารถของคนเล่นได้ก็จะทำให้เกมมีความท้าทาย และเป็นการเพิ่มคุณค่าให้กับเกมด้วย นอกจากนี้สิ่งที่ต้องคำนึงถึงอีกอย่างคือเวลาที่ปัญญาประดิษฐ์ใช้คำนวณในการตัดสินใจแต่ละครั้ง จากการทดลองพบว่ามีอาการหน่วงเกิดขึ้นบ้างบางครั้ง (ทดสอบบนระบบปฏิบัติการ Windows 7 Professional, Intel Core 2 Quad CPU 2.67 GHz, ATI Radeon HD 3800, RAM 4.00 GB) ความลื่นไหลของเกมเป็นสิ่งที่สำคัญมาก ดังนั้นการจะประยุกต์วิธีการนี้ไปใช้ในเกมอาจจำเป็นต้องมีการลดความละเอียดในขั้นตอนการตัดสินใจลง เช่น การลดจำนวนจุดที่ต้องพิจารณาในสนาม การออกแบบฟังก์ชันฮิวริสติค (heuristic) เพื่อใช้งานแทนการคำนวณตรงๆ เป็นต้น อีกวิธีการที่น่าจะช่วยให้มีการคำนวณได้รวดเร็วขึ้นคือ การออกแบบให้ปัญญาประดิษฐ์คำนวณโดยใช้ Multithreading เพื่อใช้ประโยชน์จากประสิทธิภาพของ CPU ที่มีหลายคอร์ได้

เต็มที่ เพราะว่าการพิจารณาจุดส่งบอลแต่ละจุดจะเป็นอิสระต่อกัน ดังนั้นถ้าหากสามารถคำนวณหลายจุดไปพร้อมๆ กันได้ก็น่าจะทำให้ปัญญาประดิษฐ์มีการคำนวณการตัดสินใจที่รวดเร็วขึ้น งานวิจัยนี้ไม่ได้ใช้ Multithreading เพราะว่าช่วงเวลาที่ทำการวิจัย Unity3D ยังไม่รองรับการใช้งาน Multithreading ซึ่งผู้พัฒนากล่าวว่ายังอยู่ในช่วงการพัฒนาให้รองรับในอนาคต

การตัดสินใจอีกส่วนหนึ่งที่สำคัญไม่แพ้การส่งบอลคือการตัดสินใจในการเคลื่อนที่หาตำแหน่งในสนามฟุตบอลของปัญญาประดิษฐ์ การเคลื่อนที่ของปัญญาประดิษฐ์มีบทบาทโดยตรงในการปรับแผนการเล่น เช่น การสั่งให้ผู้เล่นดันขึ้นสูงเพื่อเสริมเกมรุกหรือการเคลื่อนที่ของแผงกองหลังเพื่อดักล้ำหน้า เป็นต้น ซึ่งที่ยกตัวอย่างมาล้วนมีผลกระทบต่อประสิทธิภาพการเล่นบอลของปัญญาประดิษฐ์ การตัดสินใจเคลื่อนที่ของปัญญาประดิษฐ์ในโปรแกรมจำลองการแข่งขันฟุตบอลของงานวิจัยใช้วิธีการคำนวณหาดุลยภาพสูงสุดของพาเรโตเช่นเดียวกับการตัดสินใจส่งบอล แต่เนื่องจากงานวิจัยนี้มุ่งเน้นพัฒนา และปรับปรุงเฉพาะการตัดสินใจส่งบอลให้กับปัญญาประดิษฐ์เท่านั้น ทำให้ไม่ได้มีการปรับปรุงหรือขัดเกลาการตัดสินใจในการเคลื่อนที่หาตำแหน่งในสนามฟุตบอลของปัญญาประดิษฐ์เลย ดังนั้นการพัฒนาการตัดสินใจในส่วนนี้จึงสามารถทำต่อยอดจากงานวิจัยนี้ได้ทันที

นอกจากนี้ผู้วิจัยเชื่อว่าวิธีการตัดสินใจที่ได้พัฒนาขึ้นไม่ได้จำกัดเฉพาะการใช้งานในเกมฟุตบอล แต่ว่าสามารถนำไปประยุกต์ใช้กับเกมกีฬาอื่นๆ ที่มีการแข่งขันกันเป็นทีมได้เช่นเดียวกัน

รายการอ้างอิง

[1] 3D Soccer Simulation Final Round in RoboCup 2009 Video [Online], Available from: http://www.youtube.com/watch?v=5BZGB4wAnRE [2010, 13 Feb]

[2] Boedecker, J., Asada, M. SimSpark - Concepts and Application in the RoboCup 3D Soccer Simulation League. In: Proceedings of the SIMPAR-2008 Workshop on The Universe of RoboCup Simulators, Vol.CD-ROM, 2008.

[3] Buckland, M. Programming Game AI by Example. Wordware Publishing (2005). ISBN: 1556220782

[4] Chandrasekharan, S., Esfandiari, B., Hassan, T. The Advantages of the Signaling Strategy in a Dynamic Environment: Cognitive Modeling Using RoboCup. In: Bredenfeld A. et al. (Eds.), RoboCup 2005: Robot Soccer World Cup IX, LNCS (LNAI), Vol. 4020. Springer Berlin/Heidelberg (2006), pp. 665-672.

[5] Coello Coello, Carlos A., Dhaenens C., Jourdan L. Advances in Multi-Objective Nature Inspired Computing. Studies in Computational Intelligence (2010), Vol. 272, ISBN 978-3-642-11218-8

[6] Coello Coello, Carlos A., Lamont, Gary B., Van Veldhuizen, David A. Evolutionary Algorithms for Solving Multi-Objective Problems. Springer (2007). ISBN: 978-0-387-33254-3

[7] Definition of Pareto Optimal in Thai [Online], Available from: https://finance.myfirstinfo.com/Vocab.aspx?Word=80&Id=7829 [2010, 13 Feb]

[8] Dylla, F., Ferrein, A., Lakemeyer, G., Murray, J., Obst, O., Rofer, T., Stolzenburg, F., Visser, U., Wagner, T. Towards a League-Independent Qualitative Soccer Theory for RoboCup. In: Nardi, D. et al. (Eds.), RoboCup 2004: Robot Soccer World Cup VIII, LNCS (LNAI), Vol. 3276. Springer Berlin/Heidelberg (2005), pp. 611-618.

[9] Ehrgott, M. Multicriteria Optimization. Springer (2005). ISBN: 978-3-540-21398-7

[10] FIFA 10 vs PES 2010 Video [Online], Available from: http://www.youtube.com/watch?v=D-gYpYl_PSc [2010, 13 Feb]

[11] Hou, E. Optimizing Defensive Player Positioning with Collaboration in Digital Soccer Simulation. Thesis (Master of Science) - School of Interactive Arts and Technology - Simon Fraser University (2007)

[12] Kyrylov, V. Balancing Gains, Risks, Costs, and Real-Time Constraints in the Ball Passing Algorithm for the Robotic Soccer. In: Lakemeyer, G. et al. (Eds.), RoboCup 2006: Robot Soccer World Cup X, LNCS (LNAI), Vol. 4434. Springer Berlin/Heidelberg (2007), pp. 304-313.

[13] Kyrylov, V., Razykov, S. Pareto-Optimal Offensive Player Positioning in Simulated Soccer. In: Visser U. et al. (Eds.), RoboCup 2007: Robot Soccer World Cup XI, LNCS (LNAI), Vol. 5001. Springer Berlin/Heidelberg (2008), pp. 228-237.

[14] Martin, G. MCDM Algorithm in Simulated Robotic Soccer. Thesis (Master of Computer Science) - School of Computer Science and Engineering, Royal Institute of Technology (2005)

[15] Mitchell, T. Machine Learning. McGraw-Hill (1997). ISBN: 0070428077

[16] Nakanishi, R., Bruce, J., Murakami, K., Naruse, T., Veloso, M. Cooperative 3-Robot Passing and Shooting in the RoboCup Small Size League. In: Lakemeyer G. et al. (Eds.), RoboCup 2006: Robot Soccer World Cup X, LNCS (LNAI), Vol. 4434. Springer Berlin/Heidelberg (2007), pp. 418-425.

[17] Official RoboCup Website [Online], Available from: http://124.146.198.189/Intro.htm [2010, 13 Feb] and http://124.146.198.189/overview/22.html [2010, 13 Feb]

[18] Pro Evolution Soccer 2010 and FIFA 10 Selling Chart [Online], Available from: http://www.eurogamer.net/articles/uk-charts-pes-2010-overturns-fifa-10 [2010, 13 Feb]

[19] Razykov, S. Optimal Offensive Player Positioning and Collaboration in a Digital Soccer Game. Thesis (Master of Science) - School of Interactive Arts and Technology - Simon Fraser University (2006)

[20] Scott, B. "The Illusion of Intelligence". In: Rabin, Steve, AI Game Programming Wisdom. Charles River Media (2002), pp. 19-20. ISBN: 1584500778

[21] Spronck, P., Sprinkhuizen-Kuyper, I. G., Postma, E. O. On-line Adaptation of Game Opponent AI with Dynamic Scripting. International Journal of Intelligent Games and Simulation, Vol.3, No.1 (March/April 2004): 45-53.

[22] Stone, P., McAllester, D. An Architecture for Action Selection in Robotic Soccer. In: Proceedings AGENTS'01, 5th International Conference on Autonomous Agents, May 28-June 1, 2001, Montreal, Quebec, Canada, pp. 316-323

[23] Stone, P., Sutton, R.S. Keepaway Soccer: A Machine Learning Testbed. In: Birk, A., Coradeschi, S., Tadokoro, S. (Eds.), RoboCup 2001: Robot Soccer World Cup V, LNCS (LNAI), Vol. 2377. Springer Berlin/Heidelberg (2002), pp. 214-223.

[24] The Tao of Soccer Website [Online], Available from: http://sourceforge.net/projects/soccer/ [2010, 13 Feb]

[25] Triller, S. A Cooperative Behaviour Model for Autonomous Robots in Dynamic Domains. Diploma Thesis (Distributed Systems) - University of Kassel (2009)

[26] Unity Game Engine Website [Online], Available from: http://unity3d.com [2010, 13 Feb]

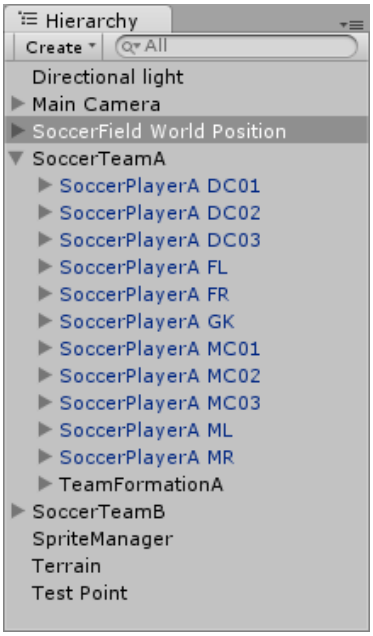
[27] Wang, C., Chen, X., Zhao, X., Ju, S. Design and Implementation of a General Decision-making Model in RoboCup Simulation. In: International Journal of Advanced Robotic Systems 1(3) (2004): 207-212.

[28] Xu Yuan, Tan Yingzi. Rational Passing Decision Based on Region for the Robotic Soccer. In: Visser U. et al. (Eds.), RoboCup 2007: Robot Soccer World Cup XI, LNCS (LNAI), Vol. 5001. Springer Berlin/Heidelberg (2008), pp. 238-245.

ภาคผนวก

ภาคผนวก ก รายละเอียดพารามิเตอร์ของโปรแกรมจำลองการแข่งขันฟุตบอล

รายละเอียดในส่วนนี้จะเป็นการอธิบายความหมายของค่าพารามิเตอร์ต่างๆ ใน Inspector ของ Unity3D ที่จำเป็นต้องใช้ในการจำลองการแข่งขันฟุตบอล เนื่องจากค่าเหล่านี้มีความสำคัญมากสำหรับการใช้งาน ถ้าหากใส่ค่าไม่ถูกต้องอาจทำให้โปรแกรมทำงานผิดพลาดหรือไม่สามารถทำงานได้ ดังนั้นจึงจำเป็นต้องแนะนำเฉพาะค่าที่สามารถปรับเปลี่ยนได้เพื่อใช้สำหรับการทำวิจัย จากภาพที่ 26 องค์ประกอบส่วนที่สามารถแก้ไขได้คือ SoccerField World Position, SoccerTeamA, SoccerTeamB และ SoccerPlayer แต่ละคนที่เป็นสมาชิกของ SoccerTeam



ภาพที่ 26: หน้าจอแสดงองค์ประกอบที่ผู้ใช้โปรแกรมสามารถกดเข้าไปแก้ไขค่าได้

รายละเอียดของ SoccerField World Position ใน Inspector จะแบ่งออกเป็น

1. Generate Grid ใช้ควบคุมการสร้างจำนวนจุดที่ใช้ในการตัดสินใจของ AI
    1) Show Grid ปิด/เปิดการแสดงสีของจุดส่งบอล
    2) Grid Passing Column ใช้กำหนดจำนวนตำแหน่งที่พิจารณาสำหรับการส่งบอลในแนวตั้ง ซึ่งไม่มีค่าจำกัด แต่ยิ่งค่ามากจำนวนตำแหน่งในแกนแนวตั้งของสนามก็จะมาก ทำให้การคำนวณนานได้
    3) Grid Passing Row ใช้กำหนดจำนวนตำแหน่งที่พิจารณาสำหรับการส่งบอลในแนวนอน

4) Grid Positioning Column ใช้กำหนดจำนวนตำแหน่งที่พิจารณาสำหรับการเคลื่อนที่ของผู้เล่นในแนวแกนตั้ง เป็นความละเอียดของการค้นหาตำแหน่งที่จะวิ่งโดยใช้การหาตำแหน่งแบบพาเรโต
5) Grid Positioning Row ใช้กำหนดจำนวนตำแหน่งที่พิจารณาสำหรับการเคลื่อนที่ของผู้เล่นในแนวแกนนอน
6) Grid Shooting Number ใช้กำหนดจำนวนตำแหน่งที่พิจารณาสำหรับการยิงประตู เป็นจำนวนตำแหน่งในประตูในระนาบสองมิติสำหรับใช้ตัดสินใจยิงลูกเข้าไป ไม่จำกัดค่า ยิ่งมีค่ามากก็จะทำให้ยิงประตูเข้าตำแหน่งต่าง ๆได้มากขึ้น แต่ว่าจะเสียเวลาในการคำนวณมากขึ้นไปด้วย

2. Simulation Manager ใช้ควบคุมรายละเอียด และประเภทของ Simulation
    1) Disable Player Renderer ปิด/เปิดการเรนเดอร์นักฟุตบอล
    2) Disable Ball Renderer ปิด/เปิดการเรนเดอร์ลูกฟุตบอล
    3) Disable Field Renderer ปิด/เปิดการเรนเดอร์สนามฟุตบอล
    4) Simulation Speed ใช้กำหนดความเร็วของ Simulation ตั้งแต่ 0.5x ถึง 4x
    5) Simulation Type ใช้กำหนดว่าจะจัดการแข่งขันแบบ Match Competition, แบบ Normal Pass Risk Survival, แบบ Normal Pass Risk Tournament, แบบ Normal Pass Risk League หรือแบบ Dynamic Script Learning โดยการตั้งค่าพารามิเตอร์ให้กับการจำลองแต่ละแบบจะกล่าวถึงในส่วนต่อไป
    6) Write Log ปิด/เปิดการบันทึกผลการแข่งขันลงเท็คซ์ไฟล์ (text file)
    7) Update Statistic Log Type ใช้กำหนดว่าจะแบ่งการบันทึกผลการแข่งขันทีละครึ่งเวลาหรือบันทึกผลการแข่งขันหลังจากแข่งขันเสร็จแล้วในแต่ละเกม ตัวเลือกนี้จะถูกใช้งานเมื่อเปิด Write Log
    8) Measure Passing Calculation Time ปิด/เปิดการวัดช่วงเวลาการตัดสินใจการส่งของบอล AI หน่วยการวัดเป็นวินาที
    9) Half Time Minute ใช้กำหนดเวลาการแข่งขันของแต่ละครึ่งเวลา มีหน่วยเป็นนาที
3. Config Match Competition ใช้ปรับค่าพารามิเตอร์ที่จำเป็นเมื่อ Simulation Type คือการแข่งขันแบบ Match Competition ซึ่งเป็นการแข่งขันแบบคู่เดียว
    1) Competition Round ใช้กำหนดจำนวนรอบการแข่งขัน
    2) Advantage Score For Team A ใช้กำหนดจำนวนประตูได้เปรียบตอนเริ่มแข่งขันของทีม A
    3) Advantage Score For Team B ใช้กำหนดจำนวนประตูได้เปรียบตอนเริ่มแข่งขันของทีม B

4. Config Normal Pass Risk Competition ใช้ปรับค่าพารามิเตอร์ที่จำเป็นเมื่อ Simulation Type คือการแข่งขันแบบ Normal Pass Risk Survival, แบบ Normal Pass Risk Tournament หรือแบบ Normal Pass Risk League การจำลองจะสนับสนุนเฉพาะทีมที่ส่งบอลบนพื้นเท่านั้น มีจุดประสงค์เพื่อสุ่มหาค่าริสค์คอนสเตรนท์ที่เหมาะสม
    1) Knock Out Round ใช้กำหนดจำนวนรอบการแข่งขันของแต่ละคู่
    2) Random Team Number ใช้กำหนดจำนวนทีมที่ใช้การสุ่มค่าความเสี่ยงของการส่งบอลบนพื้น ในการจัดแข่งนั้นสามารถกำหนดให้มีทีมที่ใช้ค่าพารามิเตอร์สุ่มกี่ทีมก็ได้จากจำนวนทีมทั้งหมด
    3) Random Normal Pass Max Time Risk กำหนดประเภทของฟังก์ชันความเสี่ยงที่ต้องการให้สุ่มค่าริสค์คอนสเตรนท์ ซึ่งมีทั้งหมด 5 ฟังก์ชัน
    4) Default Normal Pass Max Time Risk กำหนดค่ามาตรฐานของริสค์คอนสเตรนท์ให้กับฟังก์ชันความเสี่ยงที่ไม่ได้ให้สุ่ม ซึ่งสามารถกำหนดได้ทั้งหมด 5 ฟังก์ชัน
    5) Min/Max Random Value ใช้กำหนดค่าสูงสุด/ต่ำสุดของช่วงการสุ่มค่าริสค์คอนสเตรนท์
    6) Use Random Seed ปิด/เปิดการสุ่มโดยการใช้ seed
    7) Seed Normal Pass Max Time Risk ใช้กำหนดค่า seed สำหรับค่าริสค์คอนสเตรนท์ที่ต้องการสุ่ม ทำการปรับได้ 5 ประเภทตามประเภทของฟังก์ชันความเสี่ยง ซึ่งค่าของ seed เหล่านี้จะถูกใช้งานเมื่อเปิด Use Random Seed
    8) Lower/Higher Bound Random Seed Value ใช้กำหนดค่าบวกลบจากค่า seed (เพื่อจำกัดขอบเขตการสุ่ม) เมื่อเปิด Use Random Seed
    9) Random Seed Probability ใช้กำหนดค่าความน่าจะเป็นที่การสุ่มจะเป็นแบบการสุ่มโดยใช้ seed เพื่อให้มีการสุ่มนอกขอบเขต seed ได้บ้าง เผื่อกรณีที่อาจมีค่าที่ดีกว่าอยู่นอกช่วงการสุ่มของ seed
    10) Random Scale Resolution ใช้กำหนดสเกลความละเอียดของการสุ่ม เช่น ถ้า scale = 0.0075 ค่าที่สุ่มมาจะเป็นจำนวนเท่าของ 0.0075
    11) Define Team Number ใช้กำหนดจำนวนทีมที่ต้องการกำหนดค่าริสค์คอนสเตรนท์แต่ละค่าเอง เมื่อกำหนดแล้วผู้ใช้จำเป็นต้องทำการตั้งค่าริสค์คอนสเตรนท์ให้กับแต่ละทีมด้วย
5. Config Dynamic Script Learning ใช้ปรับค่าพารามิเตอร์ที่จำเป็นเมื่อ Simulation Type คือการแข่งขันแบบ Dynamic Script Learning มีจุดประสงค์เพื่อหาช่วงการเรียนรู้สำหรับวิธีการเลือกประเภทการส่งบอลโดยใช้ไดนามิกสคริปต์ที่ทำให้ปัญญาประดิษฐ์เล่นดีกว่าคู่แข่ง

1) Learning Team กำหนดทีมที่ต้องการให้เรียนรู้ โดยทีมที่เลือกต้องส่งบอลได้ทุกประเภท และใช้ไดนามิกสคริปต์ในการเลือกประเภทการส่งบอล
2) Initial Learning Round Number Before Criteria Evaluation จำนวนเกมการแข่งขันในช่วงการเรียนรู้เริ่มต้น
3) Max Learning Round Number For Criteria Evaluation จำนวนเกมการแข่งขันสูงสุดในช่วงการประเมินผล
4) Learning Criteria Evaluation Type ประเภทของการประเมินเงื่อนไขเพื่อหยุดการเรียนรู้ มี 2 แบบคือต้องตรงทุกเงื่อนไขหรือตรงบางเงื่อนไขจึงจะหยุดการเรียนรู้
5) Use Score Number Criteria ปิด/เปิดเงื่อนไขประตูนำเพื่อหยุดการเรียนรู้
6) Total Score Number Difference กำหนดจำนวนประตูที่ต้องทำให้ได้มากกว่าคู่แข่งสำหรับเงื่อนไขประตูนำ
7) Use Winning Criteria ปิด/เปิดเงื่อนไขชนะเพื่อหยุดการเรียนรู้
8) Total Winning Difference กำหนดจำนวนเกมที่ต้องชนะมากกว่าคู่แข่งสำหรับเงื่อนไขชนะ
9) Use Not Lose Criteria ปิด/เปิดเงื่อนไขไม่แพ้เพื่อหยุดการเรียนรู้
10) Consecutive Not Lose Round Number กำหนดจำนวนเกมล่าสุดที่ต้องชนะหรือเสมอเท่านั้นสำหรับเงื่อนไขไม่แพ้
11) Reset Learning Criteria Evaluation Type ประเภทของการประเมินเงื่อนไขเพื่อลบข้อมูลสถิติทั้งหมด แล้วเริ่มเก็บสถิติใหม่ มี 2 แบบคือต้องตรงทุกเงื่อนไขหรือตรงบางเงื่อนไขจึงจะลบข้อมูลสถิติ มีจุดประสงค์เพื่อป้องกันกรณีที่ค่าสถิติขณะที่อยู่ในช่วงการเรียนรู้ที่เล่นแย่กว่าคู่แข่งมีค่าแย่มาก ๆ จนไม่สามารถหักล้างกับค่าสถิติจากช่วงการเรียนรู้ที่เล่นดีกว่าคู่แข่งได้
12) Use Less Score Number Criteria ปิด/เปิดเงื่อนไขประตูตามเพื่อลบข้อมูลสถิติ
13) Total Less Score Number Difference กำหนดจำนวนประตูที่ทำได้น้อยกว่าคู่แข่งสำหรับเงื่อนไขประตูตาม
14) Use Losing Criteria ปิด/เปิดเงื่อนไขแพ้เพื่อลบข้อมูลสถิติ
15) Total Losing Difference กำหนดจำนวนเกมที่ชนะน้อยกว่าคู่แข่งสำหรับเงื่อนไขแพ้

รายละเอียดของ SoccerTeamA หรือ SoccerTeamB ใน Inspector จะแบ่งออกเป็น

1. Soccer Team ใช้ควบคุมพฤติกรรมการตัดสินใจของ AI
    1) Notify Pass Receiver ปิด/เปิดการบังคับให้ผู้เล่นมารับบอล ซึ่งถ้าเปิดไว้ผู้เล่นฝ่ายที่เป็นฝ่ายรุกจะพยายามวิ่งมารับบอลตามการนิยามที่ Notify Pass Target To Pass Receiver และ Use Pursuit To Intercept Ball

2) Notify Pass Target To Pass Receiver ปิด/เปิดการบังคับให้ผู้รับบอลไปรอ ณ ตำแหน่งที่ต้องการ ซึ่งถ้าเปิดไว้ผู้เล่นฝ่ายที่เป็นฝ่ายรุก จะวิ่งไปรอบอล ณ ตำแหน่งที่ผู้ส่งตั้งใจจะส่งไป ค่านี้จะใช้งานเมื่อ Notify Pass Receiver ถูกเปิดเท่านั้น
3) Use Pursuit To Intercept Ball ปิด/เปิดการบังคับให้ผู้เล่นทั่วไป (ไม่จำเป็นต้องเป็นฝ่ายรุก) คำนวณตำแหน่งที่เร็วที่สุดในการรับบอล ถ้าปิด ผู้เล่นจะแค่วิ่งตามบอลโดยไม่ได้คำนวณจุดรับบอลที่เร็วที่สุด ฝ่ายรุกจะไม่ใช้พฤติกรรมนี้ถ้าหาก Notify Pass Receiver และ Notify Pass Target To Pass Receiver ถูกเปิดไว้
4) Neglect Opponent Goal Keeper When Pass ปิด/เปิดการบังคับการส่งบอลไม่ให้คำนึงถึงผู้รักษาประตูฝ่ายตรงข้าม
5) Not Pass Back To Goal Keeper ปิด/เปิดการบังคับไม่ให้ส่งบอลคืนผู้รักษาประตู
6) Use Long Pass ปิด/เปิดความสามารถในการส่งบอลยาวหรือส่งบอลโด่ง รวมถึงการโหม่งด้วย

2. Pareto Passing ใช้ปรับค่าพารามิเตอร์ที่จำเป็นต้องใช้ในการคำนวณหาจุดที่เหมาะสมที่สุดสำหรับการส่งบอล
    1) Unfix Passing Target Velocity ปิด/เปิดการบังคับให้ใช้วิธีการส่งบอลโดยเปลี่ยนความเร็วของลูกบอล ณ จุดเป้าหมาย
    2) Tolerance Time Risk Different กำหนดค่าความเสี่ยงต่ำสุดในการประเมินค่าความเสี่ยง ถ้าหากความเสี่ยงที่คำนวณได้มีค่าต่ำกว่าค่านี้จะถือว่าไม่ได้รับประโยชน์เพิ่มขึ้นอีกดังนั้นค่าที่คำนวณได้จะถูกปัดให้เป็นค่านี้แทน
    3) Normal Pass Max Time Risk กำหนดค่าความเสี่ยงสูงสุดที่ยอมรับได้หรือค่าริสค์คอนสเตรนท์สำหรับการส่งบอลบนพื้น มี 5 ค่า
    4) Normal Pass Weight Gain/Risk/Cost กำหนดค่าความน่าจะเป็นของฟังก์ชันผลประโยชน์ ฟังก์ชันความเสี่ยง และฟังก์ชันค่าใช้จ่ายสำหรับการส่งบอลบนพื้น มีทั้งหมด 8 ฟังก์ชัน ต้องมีค่ารวมกันเท่ากับ 1
    5) Long Pass Max Time Risk กำหนดค่าความเสี่ยงสูงสุดที่ยอมรับได้หรือค่าริสค์คอนสเตรนท์สำหรับการส่งบอลยาว มี 5 ค่า
    6) Long Pass Weight Gain/Risk/Cost กำหนดค่าความน่าจะเป็นของฟังก์ชันผลประโยชน์ ฟังก์ชันความเสี่ยง และฟังก์ชันค่าใช้จ่ายสำหรับการส่งบอลยาวธรรมดา มีทั้งหมด 8 ฟังก์ชัน ต้องมีค่ารวมกันเท่ากับ 1
    7) Penalty Area Long Pass To Head Max Time Risk กำหนดค่าความเสี่ยงสูงสุดที่ยอมรับได้หรือค่าริสค์คอนสเตรนท์สำหรับการส่งบอลยาวเพื่อให้เพื่อนโหม่ง ใช้เฉพาะในกรณีที่จุดที่พิจารณาอยู่ในเขตโทษของฝ่ายตรงข้าม มี 2 ค่า

8) Long Pass To Head Weight Gain/Risk/Cost กำหนดค่าความน่าจะเป็นของฟังก์ชันผลประโยชน์ ฟังก์ชันความเสี่ยง และฟังก์ชันค่าใช้จ่ายสำหรับการส่งบอลยาวเพื่อให้เพื่อนโหม่ง มีทั้งหมด 6 ฟังก์ชัน ต้องมีค่ารวมกันเท่ากับ 1

3. Dynamic Script Passing Type Decision ใช้ปรับค่าพารามิเตอร์ที่จำเป็นต้องใช้ในการเลือกประเภทการส่งบอลโดยใช้กฎการเรียนรู้แบบใช้ค่าฟังก์ชันผลประโยชน์ที่ดีที่สุดโดยไม่แยกประเภทของการส่งบอล
    1) Write Log กำหนดประเภทการบันทึกฐานความรู้ของปัญญาประดิษฐ์ลงเท็คซ์ไฟล์ มี 3 แบบคือไม่บันทึก, บันทึกทุกๆ ครึ่งเวลาการแข่งขันหรือบันทึกเฉพาะเมื่อหลังแข่งขันเสร็จ
    2) Save Final Knowledge Base To File ปิด/เปิดการบันทึกฐานความรู้ของปัญญาประดิษฐ์เป็นไบนารีไฟล์ (binary file) เพื่อเก็บไว้ใช้ภายหลังได้
    3) Save Rule Count Statistics ปิด/เปิดการบันทึกสถิติจำนวนครั้งที่ถูกเรียกใช้ของแต่ละกฎการเรียนรู้ลงไบนารีไฟล์ ค่านี้จะใช้งานเมื่อ Save Final Knowledge Base To File ถูกเปิดเท่านั้น
    4) Save File Name กำหนดชื่อของไบนารีไฟล์ ที่ต้องการให้บันทึก
    5) Load Initial Knowledge Base From File ปิด/เปิดการโหลดฐานความรู้เริ่มต้นจากไบนารีไฟล์
    6) Load Rule Count Statistics ปิด/เปิดการโหลดสถิติจำนวนครั้งที่ถูกเรียกใช้ของแต่ละกฎการเรียนรู้จากไบนารีไฟล์ ค่านี้จะใช้งานเมื่อ Load Initial Knowledge Base From File ถูกเปิดเท่านั้น
    7) Load File Name ชื่อไบนารีไฟล์ที่ต้องการโหลด
    8) Freeze Initial Rule Weight ปิด/เปิดฟังก์ชันการเรียนรู้ของกฎการเรียนรู้เริ่มต้น
    9) Freeze New Rule Weight ปิด/เปิดฟังก์ชันการเรียนรู้สำหรับกฎการเรียนรู้ใหม่ที่สร้างขึ้นระหว่างการแข่งขัน (ไม่ใช่กฎการเรียนรู้ที่โหลดจากไบนารีไฟล์)
    10) Auto Freeze Rule Weight Criteria Evaluation Type ประเภทของการประเมินเงื่อนไขเพื่อปิดฟังก์ชันการเรียนรู้แบบอัตโนมัติ มี 2 แบบคือต้องตรงทุกเงื่อนไขหรือตรงบางเงื่อนไขจึงจะปิดฟังก์ชันการเรียนรู้
    11) Auto Freeze Rule Weight Type เลือกกฎการเรียนรู้ที่ต้องการปิดฟังก์ชันการเรียนรู้แบบอัตโนมัติ มี 3 แบบคือกฎที่มีอยู่ในฐานความรู้ ณ ขณะนั้น, กฎที่สร้างขึ้นใหม่ที่ยังไม่ได้อยู่ในฐานความรู้ ณ ขณะนั้น และทุกกฎที่อยู่ในฐานความรู้ทั้งที่มีอยู่กับที่สร้างใหม่
    12) Auto Freeze Rule Weight When More Score Number ปิด/เปิดเงื่อนไขประตูนำเพื่อปิดฟังก์ชันการเรียนรู้แบบอัตโนมัติ

13) Total More Score Number กำหนดจำนวนประตูที่ต้องทำให้ได้มากกว่าคู่แข่งสำหรับเงื่อนไขประตูนำ
14) Auto Freeze Rule Weight When More Winning ปิด/เปิดเงื่อนไขชนะเพื่อปิดฟังก์ชันการเรียนรู้แบบอัตโนมัติ
15) Total More Winning กำหนดจำนวนเกมที่ต้องชนะมากกว่าคู่แข่งสำหรับเงื่อนไขชนะ
16) Auto Freeze Rule Weight When Not Lose In Consecutive Round ปิด/เปิดเงื่อนไขไม่แพ้เพื่อปิดฟังก์ชันการเรียนรู้แบบอัตโนมัติ
17) Consecutive Not Lose Round Number กำหนดจำนวนเกมล่าสุดที่ต้องชนะหรือเสมอเท่านั้นสำหรับเงื่อนไขไม่แพ้
18) Unfreeze Rule Weight Criteria Evaluation Type ประเภทของการประเมินเงื่อนไขเพื่อเปิดฟังก์ชันการเรียนรู้ (ถ้าหากปิดอยู่) มี 2 แบบคือต้องตรงทุกเงื่อนไขหรือตรงบางเงื่อนไขจึงจะเปิดฟังก์ชันการเรียนรู้ มีจุดประสงค์เพื่อให้ปัญญาประดิษฐ์กลับมาเรียนรู้อีกครั้ง เมื่อพบว่าเล่นได้แย่กว่าคู่แข่งตามเงื่อนไข
19) Unfreeze Rule Weight When Less Score Number ปิด/เปิดเงื่อนไขประตูตามเพื่อเปิดฟังก์ชันการเรียนรู้
20) Total Less Score Number กำหนดจำนวนประตูที่ทำได้น้อยกว่าคู่แข่งสำหรับเงื่อนไขประตูตาม
21) Unfreeze Rule Weight When More Losing ปิด/เปิดเงื่อนไขแพ้เพื่อเปิดฟังก์ชันการเรียนรู้
22) Total More Losing กำหนดจำนวนเกมที่ชนะน้อยกว่าคู่แข่งสำหรับเงื่อนไขแพ้
23) Unfreeze Rule Weight When Not Win In Consecutive Round ปิด/เปิดเงื่อนไขไม่ชนะเพื่อเปิดฟังก์ชันการเรียนรู้
24) Consecutive Not Win Round Number กำหนดจำนวนเกมล่าสุดที่ไม่ชนะเลยสำหรับเงื่อนไขไม่ชนะ
25) Initial Weight Tactical Value/Scoring Chance กำหนดค่าน้ำหนักเริ่มต้นให้กับตัวเลือกฟังก์ชันค่ายุทธวิธี และตัวเลือกฟังก์ชันโอกาสในการทำประตู เมื่อสร้างกฎการเรียนรู้ใหม่ ต้องมีค่ารวมกันเท่ากับ 1
26) Min/Max Rule Weight กำหนดค่าน้ำหนักต่ำสุด และสูงสุดให้กับตัวเลือกในกฎการเรียนรู้ ต้องมีค่ารวมกันเท่ากับ 1
27) Success Weight Update กำหนดค่าที่ใช้ปรับค่าน้ำหนักตัวเลือกที่ทำให้ส่งบอลสำเร็จ ต้องมีค่าไม่เกิน 1

28) Fail Weight Update กำหนดค่าที่ใช้ปรับค่าน้ำหนักตัวเลือกที่ทำให้ส่งบอลไม่สำเร็จ ต้องมีค่าไม่เกิน 1
29) Store Consecutive Success Rule ปิด/เปิดการเก็บสะสมตัวเลือกที่ทำให้ส่งบอลได้สำเร็จต่อเนื่อง
30) Store Same Consecutive Rule ปิด/เปิดการเก็บสะสมตัวเลือกเดียวกันที่ทำให้ส่งบอลได้สำเร็จต่อเนื่องติดต่อกัน ค่านี้จะใช้งานเมื่อ Store Same Consecutive Rule ถูกเปิดเท่านั้น
31) Max Store Consecutive Success Rule กำหนดจำนวนตัวเลือกที่เก็บสะสม
32) Apply Bonus To Store Rule ปิด/เปิดการเพิ่มค่าน้ำหนักให้กับตัวเลือกที่เก็บสะสม
33) Use Bonus Weight Decrease Rate ปิด/เปิดการใช้อัตราการลดลงของการเพิ่มค่าน้ำหนัก ถ้าไม่เปิดใช้งานการเพิ่มค่าน้ำหนักให้กับแต่ละตัวเลือกที่เก็บสะสมจะเท่ากันหมด ค่านี้จะใช้งานเมื่อ Apply Bonus To Store Rule ถูกเปิดเท่านั้น
34) Multiply Bonus Weight Decrease Rate ปิด/เปิดการใช้อัตราการลดลงของค่าที่ใช้เพิ่มค่าน้ำหนักโดยการคูณ ถ้าไม่เปิดใช้งานจะใช้การลบแทน ค่านี้จะใช้งานเมื่อ Use Bonus Weight Decrease Rate ถูกเปิดเท่านั้น
35) Store Rule Shoot Bonus Weight กำหนดค่าที่ใช้เพิ่มค่าน้ำหนักเมื่อทีมยิงประตูได้
36) Store Rule Score Bonus Weight กำหนดค่าที่ใช้เพิ่มค่าน้ำหนักเมื่อทีมทำประตูได้
37) Store Rule Bonus Weight Decrease Rate กำหนดอัตราการลดลงของค่าที่ใช้เพิ่มค่าน้ำหนัก
38) Apply Penalty To Store Rule ปิด/เปิดการลดค่าน้ำหนักให้กับตัวเลือกที่เก็บสะสม
39) Use Penalty Weight Decrease Rate ปิด/เปิดการใช้อัตราการลดลงของการลดค่าน้ำหนัก ถ้าไม่เปิดใช้งานการลดค่าน้ำหนักให้กับแต่ละตัวเลือกที่เก็บสะสมจะเท่ากันหมด ค่านี้จะใช้งานเมื่อ Apply Penalty To Store Rule ถูกเปิดเท่านั้น
40) Multiply Penalty Weight Decrease Rate ปิด/เปิดการใช้อัตราการลดลงของค่าที่ใช้ลดค่าน้ำหนักโดยการคูณ ถ้าไม่เปิดใช้งานจะใช้การลบแทน ค่านี้จะใช้งานเมื่อ Use Penalty Weight Decrease Rate ถูกเปิดเท่านั้น
41) Store Rule Opponent Shoot Penalty Weight กำหนดค่าที่ใช้ลดค่าน้ำหนักเมื่อฝ่ายตรงข้ามยิงประตูได้
42) Store Rule Opponent Score Penalty Weight กำหนดค่าที่ใช้ลดค่าน้ำหนักเมื่อฝ่ายตรงข้ามทำประตูได้
43) Store Rule Penalty Weight Decrease Rate กำหนดอัตราการลดลงของค่าที่ใช้ลดค่าน้ำหนัก

4. Pareto Positioning ใช้ปรับค่าพารามิเตอร์ที่จำเป็นต้องใช้ในการคำนวณหาจุดที่เหมาะสมที่สุดสำหรับการเคลื่อนที่ของผู้เล่น
    1) Tolerance Distance From Opponent ระยะห่างจากฝ่ายตรงข้ามต่ำสุดที่ถือว่าปลอดภัย มีหน่วยเป็นเมตร ในการคำนวณค่าฟังก์ชันวัตถุประสงค์ของการตัดสินใจเคลื่อนที่ ถ้าหากคำนวณได้ค่าระยะที่น้อยกว่านี้ ค่าดังกล่าวจะถูกปัดเป็นค่านี้แทน เพราะถือว่าปลอดภัยเพียงพอแล้ว
    2) Attacker Weight Offensive Objective กำหนดค่าความน่าจะเป็นของฟังก์ชันวัตถุประสงค์สำหรับการตัดสินใจเคลื่อนที่ของกองหน้าขณะที่ทีมเป็นฝ่ายรุก มีทั้งหมด 5 ฟังก์ชัน ต้องมีค่ารวมกันเท่ากับ 1
    3) Weight Offensive Objective กำหนดค่าความน่าจะเป็นของฟังก์ชันวัตถุประสงค์สำหรับการตัดสินใจเคลื่อนที่ของกองกลาง และกองหลังขณะที่ทีมเป็นฝ่ายรุก มีทั้งหมด 4 ฟังก์ชัน ต้องมีค่ารวมกันเท่ากับ 1
    4) Weight Defensive Objective กำหนดค่าความน่าจะเป็นของฟังก์ชันวัตถุประสงค์สำหรับการตัดสินใจเคลื่อนที่ของผู้เล่นทุกตำแหน่งขณะที่ทีมเป็นฝ่ายรับ มีทั้งหมด 3 ฟังก์ชัน ต้องมีค่ารวมกันเท่ากับ 1
5. Team Position Decision ใช้ปรับค่าพารามิเตอร์ภายในสำหรับการทำงานของ Pareto Positioning
    1) Min Start Time Horizon ใช้กำหนดค่าต่ำสุดของไทม์ฮะไรเซินเพื่อคำนวณการเคลื่อนไหวของทีม และใช้คาดเดาการเคลื่อนไหวของทีมฝ่ายตรงข้าม
    2) Position Prediction Coefficient สัมประสิทธิ์การคาดเดาตำแหน่งการเคลื่อนไหวของฝ่ายตรงข้าม

รายละเอียดของ SoccerPlayer (คือผู้เล่นที่เป็นสมาชิกของ SoccerTeam สามารถดูหรือแก้ไขค่าเป็นคนๆ ได้) ใน Inspector จะมีแค่ Player AI ซึ่งใช้สำหรับปรับค่าความสามารถ และจำกัดการเคลื่อนไหวของผู้เล่น

1) Offensive Recommend Point Radius กำหนดรัศมีจากตำแหน่งที่คำนวณได้ว่าเหมาะสมสำหรับการเคลื่อนที่ ขณะที่ทีมเป็นฝ่ายรุก
2) Offensive Recommend Point Weight กำหนดค่าน้ำหนักระหว่างตำแหน่ง formation ของผู้เล่นกับลูกฟุตบอล ใช้คำนวณหาตำแหน่งการเคลื่อนที่ที่เหมาะสมขณะที่ทีมเป็นฝ่ายรุก
3) Offensive Recommend Point Fix Z ปรับตำแหน่งการเคลื่อนที่ที่เหมาะสมที่คำนวณได้ในแนวทิศทางการรุก ถ้ามีค่าบวกจะบังคับให้ระยะการรุกสูงขึ้น (ผู้เล่นจะพยายามเคลื่อนที่เพิ่มจากที่คำนวณไปในแนวขนานกับเส้นข้างสนาม โดยมีทิศชี้ไปยังประตูฝ่ายตรงข้ามมากขึ้น) แต่ถ้ามีค่าลบระยะการรุกก็จะถูกบังคับให้ต่ำลง

4) Defensive Recommend Point Radius กำหนดรัศมีจากตำแหน่งที่คำนวณได้ว่าเหมาะสมสำหรับการเคลื่อนที่ ขณะที่ทีมเป็นฝ่ายรับ
5) Defensive Recommend Point Weight กำหนดค่าน้ำหนักระหว่างตำแหน่ง formation ของผู้เล่นกับลูกฟุตบอล ใช้คำนวณหาตำแหน่งการเคลื่อนที่ที่เหมาะสม ขณะที่ทีมเป็นฝ่ายรับ
6) Fixed Ball Passing Target Velocity กำหนดค่าคงที่ของความเร็วบอล ณ จุดเป้าหมาย สำหรับการส่งบอลโดยไม่เปลี่ยนความเร็วของลูกบอล ณ จุดเป้าหมาย
7) Max Dribble Speed ความเร็วสูงสุดขณะเลี้ยงบอล
8) Max Run Speed ความเร็วสูงสุดขณะวิ่งธรรมดา
9) Min Kick Interval ช่วงระยะห่างของเวลาที่สามารถเตะบอลได้
10) Max Ball Velocity Y ความเร็วแนวดิ่งสูงสุดในการส่งบอล
11) Max Ball Passing Velocity XZ ความเร็วแนวราบสูงสุดในการส่งบอล
12) Max Ball Shooting Velocity XZ ความเร็วแนวราบสูงสุดในการยิงประตู
13) Max Ball Pass By Heading Velocity XZ ความเร็วแนวราบสูงสุดในการโหม่งเพื่อส่งบอล
14) Max Ball Shoot By Heading Velocity XZ ความเร็วแนวราบสูงสุดในการโหม่งเพื่อยิงประตู
15) Max Ball Perfect Trap Velocity XZ ความเร็วแนวราบสูงสุดของบอลที่สามารถรับได้โดยบอลไม่กระฉอก
16) Scoring Chance Threshold When Ball On Ground ระดับการตัดสินใจที่จะเริ่มยิงประตูเมื่อบอลอยู่บนพื้น
17) Scoring Chance Threshold When Ball Not On Ground ระดับการตัดสินใจที่จะเริ่มยิงประตูเมื่อบอลอยู่บนอากาศ
18) Min Shooting Angle มุมการยิงประตูต่ำสุดที่สามารถยิงได้
19) Forced Shooting Angle มุมการยิงประตูที่บังคับให้ต้องยิงประตู
20) Max Normal Passing Range ระยะไกลที่สุดสำหรับการส่งบอลบนพื้น
21) Max Heading Range ระยะไกลที่สุดสำหรับการส่งบอลโดยการโหม่ง
22) Max Throw In Range ระยะไกลที่สุดสำหรับการทุ่มบอล
23) Min Long Passing Range ระยะใกล้ที่สุดสำหรับการส่งบอลยาว
24) Max Long Passing Range ระยะไกลที่สุดสำหรับการส่งบอลยาว

ภาคผนวก ข รายละเอียดแฟ้มข้อมูลที่บันทึกผลการแข่งขัน และฐานความรู้

แฟ้มข้อมูลที่บันทึกผลการแข่งขันจะมี 3 ส่วนคือ ส่วนที่แสดงรายละเอียดค่าเริ่มต้นต่างๆ ของการจำลองการแข่งขัน, ส่วนที่แสดงสถิติต่างๆ ของการแข่งขันในแต่ละเกม (หรือแต่ละครึ่งเกมการแข่งขัน ขึ้นอยู่กับการตั้งค่าการบันทึกใน Inspector ของ Unity3D) และส่วนที่สรุปผลการแข่งขันของทุกเกม ตัวอย่างของแฟ้มข้อมูลที่บันทึกมีดังนี้

ส่วนที่แสดงรายละเอียดค่าเริ่มต้นต่างๆ ของการจำลองการแข่งขัน

RedTeam 11 Player VS BlueTeam 11 Player

Play 100 Round, Half Time 5 Minute, Simulation Speed: 4x

Advantage Score for Team A = 0

Advantage Score for Team B = 0

RedTeam Player Setting

Notify Pass Receiver: True

Notify Pass Target To Pass Receiver: True

Use Pursuit To InterceptBall: True

Neglect Opponent GoalKeeper When Pass Outside Penalty: False

Not Pass Back To GoalKeeper: True

Use Long Pass: True

RedTeam Pareto Passing Start Parameter Setting

Use Unfix Passing Target Velocity: True

Passing Type Decision: DynamicScript

Tolerance Time Risk Different = -1

Enable Internal Passing Parameter Strategy: False

Normal Pass Max Time Risk 1 = -0.169875

Normal Pass Max Time Risk 2 = 0.14535

Normal Pass Max Time Risk 3 = -0.23445

Normal Pass Max Time Risk 4 = 0.5

Normal Pass Max Time Risk 5 = -0.5

Normal Pass Weight Gain 1 = 0.15

Normal Pass Weight Gain 2 = 0.55

Normal Pass Weight Risk 1 = 0.05

Normal Pass Weight Risk 2 = 0.05

Normal Pass Weight Risk 3 = 0.05

Normal Pass Weight Risk 4 = 0.05

Normal Pass Weight Risk 5 = 0.05

Normal Pass Weight Cost = 0.05

Long Pass Max Time Risk 1 = -0.169875

Long Pass Max Time Risk 2 = 0.14535

Long Pass Max Time Risk 3 = -0.23445

Long Pass Max Time Risk 4 = 1

Long Pass Max Time Risk 5 = -1

Long Pass Weight Gain 1 = 0.15

Long Pass Weight Gain 2 = 0.55

Long Pass Weight Risk 1 = 0.05

Long Pass Weight Risk 2 = 0.05

Long Pass Weight Risk 3 = 0.05

Long Pass Weight Risk 4 = 0.05

Long Pass Weight Risk 5 = 0.05

Long Pass Weight Cost = 0.05

Penalty Area Long Pass To Head Max Time Risk 2 = 0.5

Penalty Area Long Pass To Head Max Time Risk 3 = 0.5

Long Pass To Head Weight Gain 1 = 0.15

Long Pass To Head Weight Gain 2 = 0.55

Long Pass To Head Weight Risk 1 = 0.075

Long Pass To Head Weight Risk 3 = 0.075

Long Pass To Head Weight Risk 5 = 0.075

Long Pass To Head Weight Cost = 0.075

RedTeam Pareto Positioning Start Parameter Setting

Tolerance Distance From Opponent = 5

Attacker Weight Offensive Objective1 = 0.15

Attacker Weight Offensive Objective2 = 0.15

Attacker Weight Offensive Objective3 = 0.15

Attacker Weight Offensive Objective4 = 0.15

Attacker Weight Offensive Objective5 = 0.4

Weight Offensive Objective1 = 0.25

Weight Offensive Objective2 = 0.25

Weight Offensive Objective3 = 0.25

Weight Offensive Objective4 = 0.25

Weight Defensive Objective1 = 0.5

Weight Defensive Objective2 = 0.25

Weight Defensive Objective3 = 0.25

BlueTeam Player Setting

Notify Pass Receiver: True

Notify Pass Target To Pass Receiver: True

Use Pursuit To InterceptBall: True

Neglect Opponent GoalKeeper When Pass Outside Penalty: False

Not Pass Back To GoalKeeper: True

Use Long Pass: True

BlueTeam Pareto Passing Start Parameter Setting

Use Unfix Passing Target Velocity: True

Passing Type Decision: DynamicScript

Tolerance Time Risk Different = -1

Enable Internal Passing Parameter Strategy: False

Normal Pass Max Time Risk 1 = -0.169875

Normal Pass Max Time Risk 2 = 0.14535

Normal Pass Max Time Risk 3 = -0.23445

Normal Pass Max Time Risk 4 = 0.5

Normal Pass Max Time Risk 5 = -0.5

Normal Pass Weight Gain 1 = 0.15

Normal Pass Weight Gain 2 = 0.25

Normal Pass Weight Risk 1 = 0.15

Normal Pass Weight Risk 2 = 0.25

Normal Pass Weight Risk 3 = 0.05

Normal Pass Weight Risk 4 = 0.05

Normal Pass Weight Risk 5 = 0.05

Normal Pass Weight Cost = 0.05

Long Pass Max Time Risk 1 = -0.169875

Long Pass Max Time Risk 2 = 0.14535

Long Pass Max Time Risk 3 = -0.23445

Long Pass Max Time Risk 4 = 1

Long Pass Max Time Risk 5 = -1

Long Pass Weight Gain 1 = 0.15

Long Pass Weight Gain 2 = 0.25

Long Pass Weight Risk 1 = 0.15

Long Pass Weight Risk 2 = 0.25

Long Pass Weight Risk 3 = 0.05

Long Pass Weight Risk 4 = 0.05

Long Pass Weight Risk 5 = 0.05

Long Pass Weight Cost = 0.05

Penalty Area Long Pass To Head Max Time Risk 2 = 0.5

Penalty Area Long Pass To Head Max Time Risk 3 = 0.5

Long Pass To Head Weight Gain 1 = 0.15

Long Pass To Head Weight Gain 2 = 0.25

Long Pass To Head Weight Risk 1 = 0.375

Long Pass To Head Weight Risk 3 = 0.075

Long Pass To Head Weight Risk 5 = 0.075

Long Pass To Head Weight Cost = 0.075

BlueTeam Pareto Positioning Start Parameter Setting

Tolerance Distance From Opponent = 5

Attacker Weight Offensive Objective1 = 0.15

Attacker Weight Offensive Objective2 = 0.15

Attacker Weight Offensive Objective3 = 0.15

Attacker Weight Offensive Objective4 = 0.15

Attacker Weight Offensive Objective5 = 0.4

Weight Offensive Objective1 = 0.25

Weight Offensive Objective2 = 0.25

Weight Offensive Objective3 = 0.25

Weight Offensive Objective4 = 0.25

Weight Defensive Objective1 = 0.5

Weight Defensive Objective2 = 0.25

Weight Defensive Objective3 = 0.25

ส่วนที่แสดงสถิติต่าง ๆ ของการแข่งขันในแต่ละเกม

Full Match Statistic in Round 01

Total Play 10 Minute 00 Second in This Round

	RedTeam	BlueTeam
Total Goal Score	6	4
Passing	136	146
Long Passing	56	71
Pass by Heading	19	10
Pass Success	110	119
Pass Near Opponent	12	12
Dribble Near Opponent	2	1
Shooting	7	6
Shoot by Heading	2	2
Shoot On Target	7	6
Shoot Caught by GoalKeeper	1	2
Throw In	2	5
Corner Kick	0	0
Offside	0	0
Ball Possession	60.06%	39.94%
Ball Playing Territorial	42.51%	57.49%

Ball Prevalence Statistic:

In RedTeam Defend Area	21.38%
In Center Area	47.88%
In BlueTeam Defend Area	30.74%

ส่วนที่สรุปผลการแข่งขันของทุกเกม

Total Match Statistic from This Simulation/Session

RedTeam Win	38 Time
Draw	12 Time
BlueTeam Win	50 Time

	RedTeam	BlueTeam
Total Goal Score	402	446
Passing	13266	15573
Long Passing	5742	7270
Pass by Heading	1339	1536
Pass Success	10343	12813
Pass Near Opponent	1316	1138
Dribble Near Opponent	144	102
Shooting	543	574
Shoot by Heading	80	89
Shoot On Target	532	564
Shoot Caught by GoalKeeper	131	124
Throw In	392	280
Corner Kick	7	4
Offside	17	20
Ball Possession	46.73%	53.27%
Ball Playing Territorial	49.22%	50.78%

Ball Prevalence Statistic:

In RedTeam Defend Area	27.43%
In Center Area	44.56%
In BlueTeam Defend Area	28.01%

RedTeam has No Pass Point 1171 Time

BlueTeam has No Pass Point 1070 Time

RedTeam has Average of Pareto Passing Calculation = 126.4316 Millisecond

RedTeam has Average of No Pass Point Calculation = 22.96243 Millisecond

BlueTeam has Average of Pareto Passing Calculation = 127.5071 Millisecond

BlueTeam has Average of No Pass Point Calculation = 24.26916 Millisecond

แฟ้มข้อมูลที่บันทึกฐานความรู้จะมี 4 ส่วนคือ ส่วนที่แสดงรายละเอียดค่าเริ่มต้นต่างๆ ของการเรียนรู้, ส่วนที่แสดงรายละเอียดฐานความรู้เริ่มต้น (ถ้ามีการโหลดฐานความรู้เริ่มต้นจากไฟล์), ส่วนที่แสดงรายละเอียดฐานความรู้ของแต่ละครึ่งเกมการแข่งขัน (ถ้ามีการเปิดให้บันทึก) และส่วนที่แสดงรายละเอียดฐานความรู้สุดท้ายหลังการแข่งขัน ซึ่งสามส่วนหลังที่แสดงรายละเอียดฐานความรู้จะใช้รูปแบบการบันทึกเหมือนกันหมด ตัวอย่างของแฟ้มข้อมูลที่บันทึกมีดังนี้

ส่วนที่แสดงรายละเอียดค่าเริ่มต้นต่างๆ ของการเรียนรู้

RedTeam Dynamic Script Passing Type Decision Max Gain Knowledge Base

Freeze Initial Rule Weight: True

Freeze New Rule Weight: False

Min Rule Weight for Two Passing Types Rule = 0.2

Max Rule Weight for Two Passing Types Rule = 0.8

Success Weight Update = 0.05

Fail Weight Update = 0.05

Store Consecutive Success Rule: True

Store Same Consecutive Success Rule: False

Max Store Consecutive Success Rule = 5

Apply Bonus To Store Rule: True
Use Bonus Weight Decrease Rate: True
Multiply Bonus Weight Decrease Rate: True
Store Rule Shoot Bonus Weight = 0.025
Store Rule Score Bonus Weight = 0.025
Store Rule Bonus Weight Decrease Rate = 0.8

Apply Penalty To Store Rule: False
Use Penalty Weight Decrease Rate: True
Multiply Penalty Weight Decrease Rate: True
Store Rule Opponent Shoot Penalty Weight = 0.025
Store Rule Opponent Score Penalty Weight = 0.025
Store Rule Penalty Weight Decrease Rate = 0

Load Initial Knowledge Base from File Name:
dynamic_script_passing_type_decision_max_gain_rule_base_BlueTeam_2011.07.30_17.15.35.bin

ส่วนที่แสดงรายละเอียดของฐานความรู้

Rule Index 0	Min/Max Value	Passing Weight
Tactical Value	-8/9	0.275
Scoring Chance	0.7/1	0.725

Use Count = 260
Shoot Participate Count = 114
Score Participate Count = 89

…

Rule Index 10	Min/Max Value	Passing Weight
Tactical Value	-25/-8	0.55
Scoring Chance	0.4/0.7	0.45

Use Count = 5

Shoot Participate Count = 2

Score Participate Count = 1

Save Final Knowledge Base to File Name:
dynamic_script_passing_type_decision_max_gain_rule_base_RedTeam_2011.08.05_16.44.39.bin

ประวัติผู้เขียนวิทยานิพนธ์

นายณัฐวิชช์ ตัญจพัฒน์กุล เกิดวันที่ 14 ตุลาคม พ.ศ. 2525 สำเร็จการศึกษาระดับมัธยมศึกษาที่โรงเรียนลาซาลโชติรวีนครสวรรค์ จากนั้นจึงเข้าศึกษาระดับปริญญาตรีต่อที่คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย ในปีการศึกษา 2544 และสำเร็จการศึกษาปริญญาวิศวกรรมศาสตรบัณฑิต สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า ในปีการศึกษา 2547 หลังจากทำงานแล้วได้เข้าศึกษาต่อในหลักสูตรวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์ คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย ในปีการศึกษา 2551

ผลงานการตีพิมพ์ Nattawit Tanjapatkul and Vishnu Kotrajaras, Improved Pareto Optimum passing using varied Kicking Speed in Soccer Games, 3rd Asian Conference on Simulation and AI in Computer Games, GAMEON-ASIA'2011, Digipen, Singapore, pp. 38-43