

การคัดเลือกตัวแปรโดยการหาค่าเอยู่ซีเหมาะสมที่สุด

ปวิศ ธาริชาญ, วัลัญญ วงษ์เสรี

ภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้าและคอมพิวเตอร์ คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ

บทคัดย่อ

เอยู่ซีเป็นเกณฑ์ที่ใช้ในการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวจำแนก การวิเคราะห์ทางสถิติหาความสัมพันธ์ระหว่างเอยู่ซีและอัตราผิดพลาด (Error rate) พบว่ากรณีที่คลาสไม่สมดุลที่มีอัตราผิดพลาดสูง ตัวจำแนกที่มีความแม่นยำ (Accuracy) สูงอาจจะไม่ได้อัตราผิดพลาดสูง เนื่องจากความแม่นยำจะแปรผันตามจำนวนตัวอย่างที่จำแนกผิดพลาด ในขณะที่เอยู่ซีนอกจากจะแปรผันตามจำนวนตัวอย่างที่จำแนกผิดพลาดแล้วยังแปรผันตามลำดับ (Rank) ของตัวอย่างที่จำแนกผิดพลาดด้วย งานวิจัยนี้นำเสนอการทดลองเปรียบเทียบความสอดคล้องและความสามารถในการจำแนกระหว่างดัชนีค่าความแม่นยำและค่า AUC พบว่า AUC มีความสอดคล้องกับความแม่นยำ อย่างไรก็ตาม AUC มีความสามารถในการจำแนกสูงกว่าความแม่นยำทั้งในกรณีที่คลาสสมดุลและไม่สมดุล นอกจากนี้ตัวจำแนกที่มีค่าเอยู่ซีสูงมีแนวโน้มที่จะมีความแม่นยำสูงด้วย การออกแบบตัวจำแนกที่มีค่าเอยู่ซีสูงจึงมีความเหมาะสมมากกว่าตัวจำแนกที่มีความแม่นยำสูง ดังนั้นจึงมีความจำเป็นในการหาฟังก์ชันความสูญเสีย (Loss function) ที่เหมาะสมสำหรับการหาค่าเอยู่ซีที่เหมาะสมที่สุด

คำสำคัญ : ความแม่นยำ เอยู่ซี เส้นโค้งอาร์โอซี ฟังก์ชันความสูญเสีย

1 บทนำ

เป้าหมายของขั้นตอนวิธีการเรียนรู้สำหรับปัญหาการจำแนกคือการสร้างตัวจำแนกจากชุดข้อมูลที่บีบอัดเพื่อให้แบบจำลองสามารถใช้ ในการพยากรณ์ชุดข้อมูลทดสอบ โดยทั่วไปความสามารถในการทำนายของขั้นตอนวิธีการเรียนรู้สำหรับปัญหาการจำแนกสามารถวัดได้จากค่าความแม่นยำ (หรือ อัตราผิดพลาดซึ่งเท่ากับ 1 ลบด้วยค่าความแม่นยำ) ของชุดข้อมูลทดสอบ และโดยส่วนใหญ่ของแบบจำลองการจำแนกนั้นสามารถประมาณค่าความน่าจะเป็นของการเกิดคลาส ได้แต่ยังไม่ค่อยนำมาประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลอง ทำให้ความแม่นยำถูกพิจารณาเพียงถูกต้องหรือผิดพลาดเพียงเท่านั้น ค่าความแม่นยำนั้นอาจไม่เพียงพอในการประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลองการจำแนก เช่น ในทางการแพทย์ที่ต้องการกระตุ้นยอดขายสูงสุดให้เพิ่มขึ้นจากลูกค้า จึงทำให้ต้องการดำเนินกลยุทธ์ทางการค้าต่อลูกค้าที่ส่งผลมากที่สุดต่อการขายในแต่ละบุคคล ไม่ใช่พิจารณาเฉพาะการดำเนินกลยุทธ์เพื่อให้ลูกค้าซื้อหรือไม่เท่านั้น ต้องการที่จะเพิ่มโอกาสการซื้อของลูกค้าให้เกิดผลสูงสุด ดังนั้นในกรณีนี้เพียงแค่เพิ่มโอกาสการซื้อของลูกค้านั้นไม่เพียงพอ แต่ต้องเป็นวิธีที่เพิ่มโอกาสการซื้อของลูกค้าได้มากที่สุดด้วย [1]

ดังนั้น การจัดอันดับ จึงเป็นที่ต้องการมากกว่าแค่การจัดประเภท และสามารถคำนวณได้ง่ายเนื่องจากแบบจำลองการจำแนกส่วนใหญ่จะสร้างการประมาณความน่าจะเป็นที่สามารถใช้ในการจัดอันดับได้

เส้นโค้ง ROC (Receiver Operating Characteristics) นำมาประยุกต์ใช้ในการประเมินประสิทธิภาพ [2, 3] การจัดอันดับของขั้นตอนวิธีการเรียนรู้สำหรับปัญหาการจำแนก [4, 5] โดยพบว่า AUC มีคุณสมบัติที่พึงประสงค์หลายประการเมื่อเทียบกับความแม่นยำ [6] ในบทความนี้ จะทดลองเปรียบเทียบเพื่อพิสูจน์ว่า AUC เป็นการประเมินประสิทธิภาพแบบจำลองที่ดีกว่าความแม่นยำ

2 เกณฑ์สำหรับการเปรียบเทียบมาตรการการประเมิน

เริ่มต้นด้วยการเปรียบเทียบ AUC และความแม่นยำจากนั้นอธิบายคำจำกัดความที่เป็นทางการในการเปรียบเทียบตัวประเมินประสิทธิภาพแบบจำลองการจำแนกทั้งสองประเภท

2.1 ค่า AUC เทียบกับ ค่าความแม่นยำ

การคำนวณ AUC สามารถคำนวณได้จาก [7]

$$AUC = \frac{\sum r_i - n_p \frac{n_p + 1}{2}}{n_p n_n} \quad (1)$$

ตารางที่ 1 ตัวอย่างข้อมูลการคำนวณ AUC

	-	-	-	-	+	-	+	+	+	+
i					1		2	3	4	5
r_i					5		7	8	9	10

เมื่อ n_p และ n_n คือจำนวนตัวอย่างทั้งหมดของคลาสบวก และคลาสลบตามลำดับ และ r_i คือหมายเลขอันดับของคลาสบวกที่ i จากตัวอย่างในตารางที่ 1 พบว่ามีคลาสบวกและ คลาสลบอยู่อย่างละ 5 ตัว และเมื่อคำนวณค่า AUC จาก (1) จะได้ดังนี้ $\frac{(5+7+8+9+10)-5 \times \frac{6}{2}}{5 \times 5}$ ซึ่งเท่ากับ $\frac{24}{25}$ โดยค่าสูงสุดของ AUC จะมีค่าเท่ากับ 1 ในตัวอย่างถัดไปจะเห็นว่าเหตุใด AUC จึงเป็นหน่วยวัดที่ดีกว่าความแม่นยำ

ตารางที่ 2 ตัวอย่าง แบบ จำลอง การ จำแนก ทั้ง สอง ที่มี ค่า ความ แม่นยำ เท่ากันแต่มี AUC ต่างกัน

ตัวจำแนกที่ 1	-	-	-	-	+	-	+	+	+	+
ตัวจำแนกที่ 2	+	-	-	-	-	+	+	+	+	-

พิจารณาตารางที่ 2 แบบจำลองการจำแนก 2 แบบจำลองมีการประมาณความน่าจะเป็นสำหรับชุดตัวอย่างการทดสอบ 10 ชุด โดยเป็นคลาสบวกและคลาสลบอย่างละ 5 ตัว พบว่าตัวจำแนกทั้งสอง มีค่าความแม่นยำเท่ากับ 80% (จำแนกคลาสบวกถูกต้อง(จริงบวก) 4 ตัว จำแนกคลาสลบถูกต้อง(จริงลบ) 4 ตัวและ จำแนกคลาสบวกผิด(เท็จลบ) 1 ตัว จำแนกคลาสลบผิด(เท็จบวก) 1 ตัว รวมถูกต้องทั้งหมด 8 ตัวจาก 10 ตัว) แต่ค่า AUC ของตัวจำแนกที่ 1 และ 2 นั้นเท่ากับ $\frac{24}{25}$ และ $\frac{16}{25}$ ตามลำดับ พบว่าความแม่นยำไม่สามารถแยกความแตกต่างของทั้งสองแบบจำลองได้ ในขณะที่ค่า AUC สามารถแยกความแตกต่างของทั้งสองแบบจำลองได้

ตาราง ที่ 3 ตัวอย่าง คำนวณ กรณีที่ ตัว จำแนก แรก มี ค่า AUC สูง กว่า ตัว จำแนกที่สองแต่ มีค่าความแม่นยำต่ำกว่าตัวจำแนกที่สอง

ตัวจำแนกที่ 3	-	-	-	+	+	-	-	+	+	+
ตัวจำแนกที่ 4	+	-	-	-	-	+	+	+	+	-

จากตารางที่ 3 พบว่าค่า AUC และค่าความแม่นยำสามารถได้ผลที่ขัดแย้งกันได้เพราะ ตัวจำแนกที่ 3 มีค่า AUC เท่ากับ $\frac{21}{25}$ มากกว่า ตัวจำแนกที่ 4 ที่มีค่า AUC เท่ากับ $\frac{16}{25}$ แต่ค่าความแม่นยำในตัวจำแนกที่ 3 เท่ากับ 60% น้อยกว่าตัวจำแนกที่ 4 ที่มีค่าความแม่นยำ 80% และก็ยังคงมีตัวอย่างคำนวณจากตารางที่ 4 ทั้งสองตัวจำแนกนั้นมีค่า AUC เท่ากัน แต่มีค่าความแม่นยำไม่เท่ากัน โดยตัวจำแนกที่ 5 และตัวจำแนกที่ 6 มีค่า AUC เท่ากันที่ $\frac{3}{5}$ แต่มีค่าความแม่นยำต่างกัน ตัวจำแนกที่ 5 มีค่าความแม่นยำที่ 60% และ ตัวจำแนกที่ 6 มีค่าความแม่นยำที่ 40%

ตาราง ที่ 4 ตัวอย่าง คำนวณ กรณีที่ ตัว จำแนก ทั้ง สอง มี ค่า AUC เท่า กัน แต่ มีค่าความแม่นยำแตกต่างกัน

ตัวจำแนกที่ 5	-	-	+	+	-	+	+	-	-	+
ตัวจำแนกที่ 6	-	-	+	+	+	-	-	+	-	+

ดังนั้นจึงต้องมีดัชนีสำหรับประเมินและเปรียบเทียบ ค่าความแม่นยำและ AUC ซึ่งในงานวิจัยนี้เสนอ 2 ดัชนีคือ ความสอดคล้องและความสามารถในการจำแนก

2.2 ความสอดคล้อง (Consistency) และความสามารถในการจำแนก (Discriminancy)

เมื่อต้องเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลองที่แตกต่างกันดัชนีหนึ่งที่เราควรคำนึงถึงคือความสอดคล้อง เพื่อระบุว่าแบบจำลองที่เปรียบเทียบกันนั้นจะมีการทำงานหรือ เปลี่ยนแปลงไปในทิศทางเดียวกัน หรือกลับกัน หรือไม่

กำหนดให้ Ψ เป็นโดเมนทั้งหมดของลำดับแรงค์ที่เป็นไปได้ $AUC(a)$ เป็นค่า AUC ของลำดับชุดข้อมูล a และ $acc(a)$ เป็นค่าความแม่นยำของชุดข้อมูล a

นิยามที่ 1 (ความสอดคล้อง). สำหรับสองการประเมินประสิทธิภาพ f, g ในโดเมน Ψ จะสอดคล้องกัน ถ้าไม่มี $a, b \in \Psi$ ใดๆ ที่ทำให้ $f(a) < f(b)$ และ $g(a) > g(b)$

อีกดัชนีหนึ่งความสามารถในการจำแนก ความสามารถในการแยกแยะรูปแบบที่แตกต่างกัน ดัชนีในการ ประเมิน ประสิทธิภาพแบบใดสามารถจำแนกสูงกว่าอีกแบบนั้นจะต้องมีเหตุการณ์ที่การประเมินประสิทธิภาพหนึ่งไม่สามารถ

แยกแยะรูปแบบสองชุดข้อมูลที่มีความต่างกันได้อีกการประเมินประสิทธิภาพสามารถทำได้

นิยามที่ 2 (ความสามารถในการจำแนก). สำหรับ สอง การ ประเมิน ประสิทธิภาพ f, g ในโดเมน Ψ แล้ว f มีความสามารถในการจำแนกมากกว่า g ก็ต่อเมื่อถ้ากำหนดให้ $a, b \in \Psi$ แล้ว $f(a) > f(b)$ และ $g(a) = g(b)$ และต้องไม่มี $a, b \in \Psi$ ใดๆ ที่ทำให้ $f(a) = f(b)$ และ $g(a) > g(b)$

3 ทดลองเปรียบเทียบ

การทดลองเพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพของดัชนีความแม่นยำและ AUC จะทดลองด้วยข้อมูลที่สามารถเกิดขึ้นในทุกกรณีโดยวิธีการเรียงสับเปลี่ยนทางคณิตศาสตร์ โดยข้อมูลจะมีทั้งหมดสองคลาสกำหนดให้เป็นคลาสบวกและ คลาสลบการทดลองจะแบ่งเป็นสองกรณีคือ ข้อมูลที่สมดุลกันและ ไม่สมดุลกัน

3.1 ข้อมูลสองคลาสที่สมดุล

ดังนั้นชุดข้อมูล ในการ ทดลอง นี้ จะ ประกอบ ด้วย ตัวอย่าง บวก และ ลบ จำนวนเท่ากัน (binary class) โดยจะทดลองข้อมูลที่มีขนาด 4, 6, 8, 10, 12, 14, 16, 18 และ 20 ตัวอย่างเมื่อข้อมูลมีขนาด $2n$ จะมีรูปแบบที่เป็นไปได้ทั้งหมด $\binom{2n}{n}$

ความหมายของความสอดคล้องและ ความสามารถในการจำแนกเป็นไปตามคำจำกัดความดังนี้

จากนิยามที่ 1 หมายถึงถ้ากำหนดให้ a, b เป็นรูปแบบชุดข้อมูลที่แตกต่างกันแล้วถ้า $AUC(a) > AUC(b)$ และ $acc(a) > acc(b)$ ด้วย จะนับว่าค่า AUC มีความสอดคล้องกับค่าความแม่นยำ แต่ถ้า $AUC(a) > AUC(b)$ และ $acc(a) < acc(b)$ จะถูกนับว่าค่า AUC ไม่มีความสอดคล้องกับค่าความแม่นยำ นำไปสู่การคำนวณค่าระดับของความสอดคล้อง

นิยามที่ 3 (ระดับของความสอดคล้อง). สำหรับสองการประเมินประสิทธิภาพ f, g ในโดเมน Ψ ให้ $R = \{(a, b) | a, b \in \Psi, f(a) > f(b), g(a) > g(b)\}$, $S = \{(a, b) | a, b \in \Psi, f(a) > f(b), g(a) < g(b)\}$ ระดับของความสอดคล้อง C ของ f และ g โดยที่ $C(0 \leq C \leq 1)$ เมื่อ $C = \frac{|R|}{|R|+|S|}$

จากนิยามที่ 3 หมายถึงระดับของความสอดคล้อง C คิดได้จากเหตุการณ์ที่ค่า AUC และค่าความแม่นยำ เป็นไปในทิศทางเดียวกัน ทารด้วย ผลรวมของทั้งสองเหตุการณ์ ผลลัพธ์จากการทดลองแสดงดังตารางที่ 5

จากนิยามที่ 2 หมายถึงถ้ากำหนดให้ a, b เป็นรูปแบบชุดข้อมูลที่แตกต่างกันแล้วถ้า $acc(a) = acc(b)$ แต่ $AUC(a) > AUC(b)$ ด้วย จะนับว่าค่า AUC นั้นมีความสามารถในการจำแนกสูงกว่าค่าความแม่นยำ แต่ เมื่อ $AUC(a) = AUC(b)$ และ $acc(a) > acc(b)$ จะถูกนับว่าค่าความแม่นยำ นั้นมีความสามารถในการจำแนกสูงกว่าค่า AUC นำไปสู่การคำนวณค่าระดับของความสามารถในการจำแนก

นิยามที่ 4 (ระดับของความสามารถในการจำแนก). สำหรับสองการประเมิน ประสิทธิภาพ f, g ในโดเมน Ψ ให้ $P = \{(a, b) | a, b \in \Psi, f(a) > f(b), g(a) = g(b)\}$, $Q = \{(a, b) | a, b \in \Psi, g(a) > g(b), f(a) = f(b)\}$ ระดับของความสามารถ

ในการจำแนก D ของ f ที่มีความสามารถในการจำแนกสูงกว่า g จะได้ $D = \frac{|P|}{|Q|}$

ตารางที่ 5 ความสอดคล้องกันของ AUC และความแม่นยำ

$2n$	ค่า AUC และ ค่าความแม่นยำ สอดคล้องกัน	ค่า AUC และ ค่าความแม่นยำ ไม่สอดคล้องกัน	C
4	9	0	1
6	113	1	0.991
8	1,459	34	0.977
10	19,742	766	0.963
12	273,600	13,997	0.951
14	3,864,673	237,303	0.942
16	55,370,122	3,868,959	0.935
18	802,343,521	61,797,523	0.928
20	11,733,729,456	975,464,160	0.923

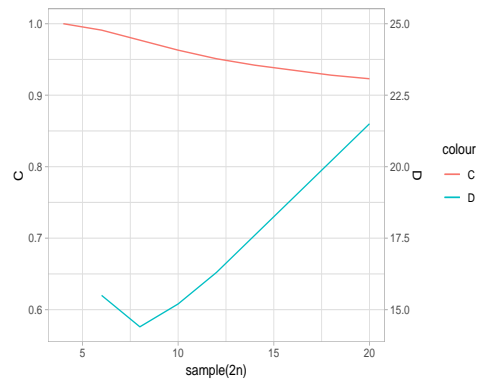
จากนิยามที่ 4 หมายถึงระดับของความสามารถในการจำแนก D คิดได้จากเหตุการณ์ที่ AUC มีความสามารถในการจำแนกสูงกว่าค่าความแม่นยำ หากด้วย เหตุการณ์ที่ค่าความแม่นยำ มีความสามารถในการจำแนกสูงกว่า AUC ผลลัพธ์จากการทดลองแสดงดังตารางที่ 6

นิยามที่ 5. ตัวประเมินประสิทธิภาพ f เป็นตัวประเมินประสิทธิภาพที่ดีกว่า g ก็ต่อเมื่อตัวประเมินประสิทธิภาพ f มีความสอดคล้องกับตัวประเมินประสิทธิภาพ g ก็ต่อเมื่อ $C > 0.5$ และ ตัวประเมินประสิทธิภาพ f มีความสามารถในการจำแนกดีกว่า g ก็ต่อเมื่อ $D > 1$

สังเกตในตารางที่ 5 และ 6 พบว่าใน กรณีที่ข้อมูลมีความ สมดุลกัน ความสามารถในการจำแนกของค่า AUC สูงขึ้นเรื่อยๆ เมื่อจำนวนตัวอย่างมากขึ้นเรื่อยๆ และความสอดคล้องของตัว ประเมิน ประสิทธิภาพทั้งสองสูงมาก หมายความว่ากรณีชุดตัวอย่างที่สมดุลกัน ค่า AUC เป็นตัว ประเมิน ประสิทธิภาพที่ดีกว่าค่าความแม่นยำ

ตารางที่ 6 ความสามารถในการจำแนกของค่า AUC และความแม่นยำ

$2n$	ค่า AUC จำแนกได้ดีกว่า ค่าความแม่นยำ	ค่าความแม่นยำ จำแนกได้ดีกว่า ค่า AUC	D
4	5	0	∞
6	62	4	15.5
8	762	52	14.4
10	9,416	618	15.2
12	120,374	7,369	16.3
14	1,578,566	89,828	17.6
16	21,161,143	1,121,120	18.9
18	288,745,778	14,290,466	20.2
20	3,998,425,154	185,536,518	21.5



รูปที่ 1 ค่าความสอดคล้องและค่าความสามารถในการจำแนก เทียบจำนวนตัวอย่าง

ในการทดลองที่ข้อมูลเป็นมีจำนวนคลาสสองคลาสและเป็นข้อมูลที่สมดุลพบว่า AUC นั้นมีความสอดคล้องกับ ค่าความแม่นยำและ AUC นั้นสามารถจำแนกเหตุการณ์ที่แตกต่างกันที่ค่าความแม่นยำไม่สามารถจำแนกได้มากกว่า และเมื่อพิจารณาความสามารถในการจำแนกนั้นพบว่ายิ่งจำนวนข้อมูลเยอะมากขึ้นนั้น ความสามารถในการจำแนกของ AUC จะสูงขึ้น แสดงดังรูปที่ 1

3.2 ข้อมูลสองคลาสที่ไม่สมดุล

ข้อมูลไบนารีคลาสที่ไม่สมดุลโดยจะกำหนดให้มีตัวอย่างคลาสลบ 25% และตัวอย่างคลาสลบ 75% โดยข้อมูลที่ใช้จะมีจำนวน 4, 8, 12 และ 16 ตัวอย่าง และยังคงใช้สูตรการคำนวณค่า AUC เหมือนเดิมและเนื่องจากจำนวนตัวอย่างนั้นไม่สมดุลทำให้การคำนวณค่าความแม่นยำจะเปลี่ยนจากเดิมที่ให้ 5 ตัวอย่างแรกเป็นคลาสลบและ 5 ตัวอย่างถัดไปเป็นคลาสบวกหรืออีกนัยหนึ่งคือแบ่งตรงกลางอย่างละครึ่ง แต่เมื่อข้อมูลนั้นมีขนาดไม่เท่ากัน ทำให้การแยกคลาสลบและคลาสลบเป็น 75% แรกเป็นคลาสลบ และ 25% เป็นต่อมาเป็นคลาสบวกตามอัตราส่วนของข้อมูลเข้าที่เปลี่ยนไป

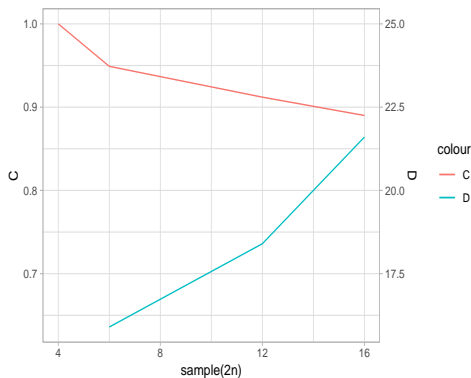
ตารางที่ 7 ความสอดคล้องกันของ AUC และความแม่นยำ(ไม่สมดุล)

$2n$	ค่า AUC และ ค่าความแม่นยำ สอดคล้องกัน	ค่า AUC และ ค่าความแม่นยำ ไม่สอดคล้องกัน	C
4	3	0	1
6	187	10	0.949
12	12,716	1,225	0.912
16	926,884	114,074	0.890

ตารางที่ 8 ความสามารถในการจำแนกของค่า AUC และความแม่นยำ(ไม่สมดุล)

$2n$	ค่า AUC จำแนกได้ดีกว่า ค่าความแม่นยำ	ค่าความแม่นยำ จำแนกได้ดีกว่า ค่า AUC	D
4	3	0	∞
8	159	10	15.9
12	8,986	489	18.4
16	559,751	25,969	21.6

สังเกตในตารางที่ 7 และ 8 พบว่าในกรณีที่ข้อมูลมีความไม่สมดุลกันความสามารถในการจำแนกของค่า AUC สูงขึ้นเรื่อยๆ เมื่อจำนวนตัวอย่างมากขึ้นเรื่อยๆ และความสอดคล้องของตัวประเมินประสิทธิภาพทั้งสองสูงมาก หมายความว่ากรณีชุดตัวอย่างที่ไม่สมดุลกันแสดงในรูปที่ 2



รูปที่ 2 ค่าความสอดคล้องและ ค่าความสามารถในการจำแนก เทียบจำนวนตัวอย่าง กรณีข้อมูลไม่สมดุล

ค่า AUC เป็นตัวประเมินประสิทธิภาพที่ดีกว่าค่าความแม่นยำและหากสังเกตที่ความสามารถในการจำแนกกรณีที่ข้อมูลตัวอย่างสมดุลเทียบกับกรณีที่ข้อมูลตัวอย่างไม่สมดุลจะเห็นได้ว่า เมื่อข้อมูลตัวอย่างเกิดความไม่สมดุลขึ้นในจำนวนตัวอย่างที่เท่ากัน (เช่น จำนวนตัวอย่างเท่ากับ 12 ระดับความสามารถในการจำแนกของชุดข้อมูลตัวอย่างที่สมดุลเท่ากับ 16.3 แต่ความสามารถในการจำแนกของชุดข้อมูลตัวอย่างที่ไม่สมดุลเท่ากับ 18.4) จะเห็นได้ว่าชุดข้อมูลตัวอย่างที่ไม่สมดุลนั้นค่า AUC มีความสามารถในการจำแนกสูงกว่าค่าความแม่นยำ

ตาราง ที่ 9 ความ สอดคล้อง และ ความ สามารถ ใน การ จำแนก ของ ค่า AUC และ ความแม่นยำ(ไม่สมดุล ขนาดข้อมูล 10 ตัวอย่าง)

คลาสบวก	คลาสลบ	C	D
1	9	1.0	∞
2	8	0.926	22.3
3	7	0.939	15.5
4	6	0.956	14.9
5	5	0.963	15.2

และสุดท้ายเป็นการทดลองในหลายๆ อัตราส่วนของคลาสบวกและคลาสลบ โดยกำหนดให้มีข้อมูลทั้งหมด 10 ตัวอย่าง โดยเริ่มจากสมดุลคือมีทั้งหมดอย่างละ 5 ตัวอย่างจากนั้นเพิ่มและ ลดคลาสใดคลาสหนึ่งไปเรื่อยๆ จนไม่สามารถลดได้ ในกรณีนี้คือเหลือตัวเดียว ผลลัพธ์จากการทดลองแสดงดังตารางที่ 9

จากการทดลองทั้งสองไม่ว่าเป็นข้อมูลทั้งแบบที่สมดุลและ ไม่สมดุลก็ตามผลการทดลองยังคงเป็นไปในทิศทางเดียวกัน ทั้งในมุมมองความสอดคล้องที่ยังคงสอดคล้องกันสูง และในมุมมองความสามารถในการจำแนกที่ AUC มีความสามารถในการจำแนกสูง ขึ้นเรื่อยๆ ตามขนาด ของข้อมูล และ ยังมี ความสามารถในการจำแนกสูงมากขึ้นเมื่อข้อมูลเกิดความไม่สมดุลของทั้งสองคลาส

4 การประยุกต์ใช้

จากการทดลองที่ผ่านมาได้เปรียบเทียบตัวประเมินประสิทธิภาพทั้งสองคือค่า AUC และ ค่าความแม่นยำ โดยค่า AUC มีประสิทธิภาพดีกว่าค่าความ

แม่นยำ แต่อย่างไรก็ตามในการใช้งานจริงทั้ง AUC และความแม่นยำไม่ใช่เป้าหมายสุดท้าย เช่น ธนาคาร หรือ บริษัทประกันภัย อาจจะมีข้อมูลของลูกค้าอยู่มหาศาลโดยสิ่งที่ต้องการสุดท้ายคือการคาดการณ์การทำให้กับ บริษัท

สมมติว่าข้อมูลของลูกค้ามีการเก็บด้วยแอตทริบิวต์จำนวนหนึ่งและลูกค้าแต่ละรายอาจเป็นผู้ซื้อหรือไม่ใช่ผู้ซื้อผลิตภัณฑ์บางอย่างเนื่องจากปัญหานี้เป็นปัญหาการจำแนกแบบไบนารี ลูกค้าจะได้รับการติดต่อจากแคมเปญการส่งเสริมการขายสำหรับลูกค้าแต่ละรายโดย บริษัทต้องคาดการณ์ว่าในสินค้าชนิดๆ หนึ่งนั้นลูกค้าแต่ละรายมีความต้องการสินค้านั้นมากเพียงใด และ ต้องเพิ่มโอกาสการซื้ออย่างน้อยเพียงใด

อย่างไรก็ตามการประยุกต์ใช้ บริษัท อาจต้องการโปรโมตเพียงเล็กน้อยให้กับลูกค้าที่มีแนวโน้มจะซื้อสินค้าสูงที่สุดที่คาดการณ์ไว้ และต้องโปรโมตมากขึ้นสำหรับลูกค้าที่มีแนวโน้มจะซื้อสินค้าลดลง ซึ่งทำให้กำไรได้ต่อลูกค้าแต่ละคนนั้นต่างกันไปด้วยซึ่งในความเป็นจริง ก่อให้เกิดผลดีต่อรายได้ของบริษัทเพราะสามารถลดการโปรโมตเกินจำเป็นสำหรับลูกค้าที่มีแนวโน้มจะซื้อสินค้าสูงๆ อยู่แล้ว เช่น ลูกค้าที่มีแนวโน้มจะซื้อสินค้าสูงสุด 10% แรกนั้น อาจจะเป็นลูกค้าที่มีการซื้อสินค้าเป็นประจำในการโปรโมตสินค้าที่ลูกค้ากลุ่มนี้ซื้อเป็นประจำอยู่แล้วอาจไม่จำเป็น และเพิ่มโอกาสให้ลูกค้าที่มีแนวโน้มจะซื้อสินค้าลดลงมีโอกาสซื้อสินค้ามากขึ้นด้วย

5 สรุป

ในบทความนี้ให้คำจำกัดความอย่างเป็นทางการเกี่ยวกับความสอดคล้องและ ความสามารถในการจำแนก เพื่อใช้ประเมินผลสำหรับขั้นตอนวิธีการเรียนรู้ในปัญหาการจำแนก กำหนดรูปแบบและเกณฑ์ที่ใช้สำหรับการเปรียบเทียบตัวประเมินประสิทธิภาพทั้งสอง และแสดงให้เห็นอย่างชัดเจนว่า AUC นั้นเป็นตัวประเมินประสิทธิภาพที่ดีกว่าค่าความแม่นยำ และได้นำไปเปรียบเทียบเหตุการณ์จริงในธุรกิจเพื่อแสดงผลลัพธ์ที่น่าสนใจว่า AUC เกี่ยวข้องโดยตรงกับกำไรสุทธิมากกว่าค่าความแม่นยำในการตลาดทางตรง

การสร้างแบบจำลองที่มีค่า AUC สูงจึงเป็นที่ต้องการมากกว่าการสร้างแบบจำลองที่มีความแม่นยำสูง

ข้อมูลอ้างอิง

- [1] W. W. Cohen, R. E. Schapire, and Y. Singer. "Learning to order things". *Journal of Artificial Intelligence Research*, 10:243–270, 1999.
- [2] F. Provost and T. Fawcett. "Analysis and visualization of classifier performance: comparison under imprecise class and cost distribution". In *Proceedings of the Third International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, pages 43–48. AAAI Press, 1997.
- [3] J. Huang and Ling, C.X. "Using AUC and accuracy in evaluating learning algorithms". *Classification algorithms*, pages 299–310, 2005
- [4] A. P. Bradley. "The use of the area under the ROC curve in the evaluation of machine learning algorithms". *Pattern Recognition*, 30:1145–1159, 1997.
- [5] J. A. Hanley and B. J. McNeil. "The meaning and use of the area under a receiver operating characteristic (ROC) curve". *Radiology*, 1982.

- [6] I. Kononenko. "Comparison of inductive and naive Bayesian learning approaches to automatic knowledge acquisition". In B. Wielinga, editor, *Current Trends in Knowledge Acquisition*. IOS Press, 1990.
- [7] D.J. Hand and R.J. Till. "A simple generalisation of the area under the ROC curve for multipleclass classification problems". *Machine Learning*, 45:171–186, 2001.