

Software Defect Prediction with Bayesian Approaches.

Authors: <u>Hernández-Molinos, María José</u>¹ (AUTHOR) *majohdezmol@gmail.com*

Sánchez-García, Angel J.1 (AUTHOR) juaperez@uv.mx

Barrientos-Martínez, Rocío Erandi² (AUTHOR) rbarrientos@uv.mx

Pérez-Arriaga, Juan Carlos¹ (AUTHOR) jocharan@uv.mx

Ocharán-Hernández, Jorge Octavio¹ (AUTHOR)

Source: <u>Mathematics (2227-7390)</u>. Jun2023, Vol. 11 Issue 11, p2524. 18p.

เป้าหมายงานวิจัย

• งานวิจัยนี้มีเป้าหมายที่จะประเมิน Algorithm 3 ตัว คือ Bayesian Networks, Decision Tree และ Random Forest เพื่อจำแนกว่า Project ใคๆ มีความเสี่ยงต่อข้อบกพร้อง (Software defects)

แรงจูงใจ

• การทำงานนี้มีจุดมุ่งหมายเพื่อประโยชน์ให้แก่ Software Engineer ในการสร้าง Model predict ข้อบกพร่อง ที่แม่นยำ การทำนายข้อบกพร่องที่ดีช่วยให้พวกเขาสามารถระบุพื้นที่และ Module ของ Software ที่มีความเสี่ยง ต่อข้อบกพร่องได้ง่ายขึ้น

ที่มาของปัญหา

- Herzig et al. ได้กล่าวถึงผลวิจัยที่ทำโดยการตรวจสอบข้อมูลประมาณ 7,000 รายการ จากฐานข้อมูล ข้อบกพร่องของ 5 open-source projects พบว่า 33.8% ของรายงานทั้งหมดถูกจัดลำดับผิดเนื่องจากไม่มี ข้อบกพร่องจริง
- ใม่พบการใช้ Bayesian Networks ในงานที่อ้างถึง แต่พบว่ามีอัลกอริทึม Naive Bayes แบบคลาสสิก

แนวทางการวิจัย

- เลือกใช้ Bayesian Networks เนื่องจากความสามารถในการแสดงความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปร มีการแสดงผลที่ กระชับ มีความยืดหยุ่น และสามารถอ่านความสัมพันธ์แบบตรงระหว่างตัวแปรร่วมกัน กล่าวคือแสดงความสัมพันธ์ ของข้อมูลใด้ดี
- Bayesian Networks เป็นวิธีการที่ยืดหยุ่นและสามารถจัดการกับประเภทต่างๆ ของตัวแปรได้ รวมถึงตัวแปร แบบต่อเนื่องและแบบไม่ต่อเนื่อง ซึ่งไม่จำกัดประเภทของข้อมูลที่ได้จากการวัดค่าทางซอฟต์แวร์



DATA SET

• ชุดข้อมูลที่ใช้ในการประเมินอัลกอริทึมที่เลือกได้มาจากคลังข้อมูล PROMISE repository โดยเหตุผลที่ เลือกใช้ชุดข้อมูลเหล่านี้คือเนื่องจากเป็นข้อมูลสาธารณะ และเป็นชุดข้อมูลที่ถูกใช้มากที่สุดในการทำนายข้อบกพร่อง ของซอฟต์แวร์

CM1 เป็นเครื่องมือในยานอวกาศ NASA ที่เขียนด้วยภาษา "C"

JM1 เขียนด้วย "C" และเป็นระบบภาคพื้นดินคาดการณ์แบบ real time

KC1 คือระบบ "C++" ที่ใช้การจัดการพื้นที่เก็บข้อมูลสำหรับการรับและประมวลผลข้อมูลภาคพื้นดิน

Table 3. Distribution of classes by data set.

Class	Target
Oldoo	rargot

Data Set		Distributions of Class (Defects)		
	Number of Instances —	False True		
CM1	498	90.16%	9.83%	
JM1	10,885	19.35%	80.65%	
KC1	2109	15.45%	84.54%	

DATA SET

• ชุดข้อมูลมีตัวแปรหรือคุณลักษณะทั้งหมด 21 รายการ ถูกแบ่งเป็นหมวดหมู่และอธิบายดังนี้

Table 4. Distribution of attribute types.

Type of Attributes	Number of Metrics	
Line of Code	5	
McCabe measure	3	
Base Halstead measure	4	
Derived Halstead measure	8	
Branch count	1	
Total	21	

- Line of Code (LOC): จำนวนบรรทัดของโค้ด project
- McCabe measure: มาตรวัดจำนวนบรรทัด และมาตรวัดความ ซับซ้อน
- Base Halstead measure: เป็นวิธีการทางซอฟต์แวร์ที่ใช้ในการวัด ความซับซ้อนของโค้ด project
- Derived Halstead measure: การคำนวณค่า Base Halstead measure ใช้ในการวิเคราะห์ประเมินคุณภาพของ project
- Branch count: จำนวน Branch ใช้เพื่อวัดความซับซ้อน project

MODEL

BAYESIAN APPROACH

• ทฤษฎีบทของเบย์เป็นข้อเสนอที่ใช้ในการคำนวณความน่าจะเป็นแบบมีเงื่อนไขของเหตุการณ์ ได้รับการพัฒนาโดยนัก คณิตศาสตร์และนักเทววิทยาชาวอังกฤษ Thomas Bayes วัตถุประสงค์หลักของทฤษฎีบทนี้คือเพื่อกำหนดความ น่าจะเป็นของเหตุการณ์หนึ่งโดยเปรียบเทียบกับความน่าจะเป็นของเหตุการณ์อื่นที่คล้ายคลึงกัน

BAYESIAN NETWORKS

- Bayesian Networks เป็น graphical model ที่แสดงตัวแปร (เรียกว่า node) ในชุดข้อมูลและความขึ้นต่อกันทาง ความน่าจะเป็นหรือขึ้นต่อกันเมื่อมีเงื่อนไข (conditional dependencies) ระหว่าง node
- Bayesian Networks สามารถแสดงความสัมพันธ์แบบตรงๆ ระหว่าง node (โครงสร้างกราฟ) แต่ไม่จำเป็นต้องแสดง ความสัมพันธ์แบบตรงๆ ที่เป็นความสามารถในการแสดงความสัมพันธ์ทางตรงระหว่างสาเหตุและผลสื่อสารในโครงสร้าง
- Bayesian Networks เป็นโมเดลที่ใช้ Bayesian inference ในการคำนวณความน่าจะเป็น โดยมุ่งเน้นการแสดงความ ขึ้นต่อกันแบบเงื่อนไขและสาเหตุผล ผ่านการแสดงความขึ้นต่อกันแบบเงื่อนไขโดยใช้เส้นเชื่อมในกราฟที่เป็นกราฟที่เป็นทิศทาง

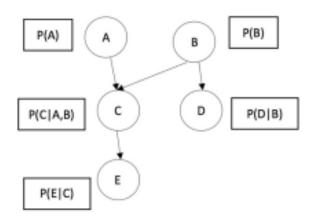


Figure 1. Bayesian Network as a DAG.

BAYESIAN NETWORKS

• การสร้าง Bayesian Network ไม่มีวิธีเดียวเสมอ งานวิจัยนี้นำเสนอวิธีการสร้าง Bayesian Network ทั้งหมด 3 ได้แก่ TAN, Hill Climbing, K2

TAN (TREE AUGMENTED NAÏVE BAYESIAN NETWORK)

• Algorithm TAN เป็น Bayesian Network ที่สร้างโครงสร้างของต้นไม้เชื่อมโยงระหว่างตัวแปรที่ต้องการ ทำนาย ความน่าจะเป็นของตัวแปรเหล่านี้จะถูกคำนวณโดยใช้ Bayes' theorem โดยอิงตามความน่าจะเป็นของ class variable

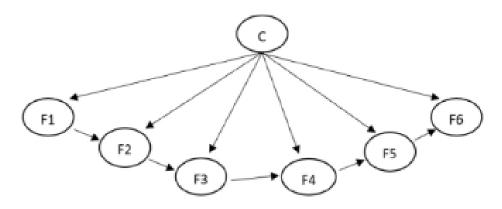


Figure 2. Bayesian network structure initialized using TAN.

HILL CLIMBING

- Algorithm นี้จะเพิ่มหรือลบความสัมพันธ์สำหรับแต่ละ Node หรือคุณลักษณะอย่างสุ่ม โดยคำนวณความน่าจะ เป็นของแต่ละ Node ที่ประกอบด้วยในเครือข่ายจากความน่าจะเป็นร่วมของ class variable
- Algorithm จะเลือกเครือข่ายที่เหมาะสมที่สุดด้วยคุณภาพที่ดีที่สุด โดยกำจัดเครือข่ายที่ไม่เข้าเกณฑ์

K2

- Algorithm K2 ใช้แนวคิดของ Algorithm greedy ซึ่งเป็นการเรียนรู้โครงสร้างแบบคั้งเดิม
- K2 ทำให้กระบวนการเรียนรู้ โครงสร้างเครื่อง่ายแบบเบย์เป็นอัตโนมัติ
- สำหรับแต่ละตัวแปรในปัญหา Algorithm จะเพิ่ม Node ที่มีความน่าจะเป็นต่ำที่สุดใน parent set ซึ่งจะเพิ่ม คุณภาพขึ้นสูงสุดตามคุณภาพของการวัดที่เลือกในกระบวนการจัดอันดับ กระบวนการนี้จะทำซ้ำจนกระทั่งคุณภาพไม่ เพิ่มขึ้น

การทดลองและผลลัพธ์

- การทดลองถูกดำเนินการบน Weka 3.9.6 รันบนระบบปฏิบัติการ Windows 10 ด้วย CPU Intel Core i7 3.6 GHz และ RAM 8 GB
- ชุด Parameter ที่กำหนดบน Weka software

Table 8. Setup of the experimental parameters in Weka software.

Parameter	Value	Search Algorithm		
Batch size Score Type Random order Init as Naïve Bayes	100 MDL False True	K2 K2	ับางตัวไม่สามารถใช้ได้กับ Search Algorithm	
Use Arc Reversal Markov Blanket Classifier	False False	Hill Climbing K2 and Hill Climbing		

การทดลองและผลลัพธ์

- แสดงการเปรียบเทียบความแม่นยำระหว่าง Algorithm ที่เสนอกับตัวจำแนกอื่น ๆ เช่น Decision Tree และ Random Forest ซึ่งสามารถเห็นได้ว่าตัว จำแนกสองตัวสุดท้ายได้รับค่าความแม่นยำสูงกว่าจากตัวจำแนกแบบ Bayesian
- อย่างไรก็ตาม การทดสอบ Cross-validation บ่งชี้ให้เห็นว่า Decision Tree และ Random Forest มีความแปรปรวนสูงและผลลัพธ์ไม่คงที่
- จาก Dataset JM1 ผลลัพธ์จากตัวจำแนกมีความสมคุลมากขึ้น ตัวจำแนก TAN ได้ผลลัพธ์ที่สูงกว่าตัวจำแนก Decision Tree แต่ Random Forest ยังคงสูงสุด

Table 13. Accuracy results for the different data sets with other approaches.

	C	M1	JM1		KC1	
Algorithm	Best Accuracy	Standard Deviation	Best Accuracy	Standard Deviation	Best Accuracy	Standard Deviation
K2	0.9183	0.563	0.8079	0.454	0.8483	0.225
Hill Climbing	0.9183	0.835	0.8079	0.454	0.8862	1.526
TAN	0.92	4.077	0.8236	0.767	0.8815	1.887
Decision Tree	0.94	2.865	0.8170	0.886	0.8957	1.904
Random Forest	0.94	2.084	0.8382	0.808	0.9004	1.547

END THANK YOU.