

Evaluación de variantes en modelo destinado a anticipar la conveniencia de trazar proyectos de software

Juan Giró, Juan Vázquez, Brenda Meloni y Leticia Constable

Departamento de Ingeniería en Sistemas de Información
Facultad Regional Córdoba, Universidad Tecnológica Nacional
Maestro López esq. Cruz Roja Argentina, Ciudad de Córdoba
{juanfiro, jcvazquez, bemeloni, leticiaconstable}@gmail.com

Resumen. La escasez de evidencias de que los progresos en el campo de la trazabilidad sean efectivamente aprovechados por la industria del software ha estimulado el desarrollo de modelos conducentes a un mejor conocimiento del problema y poder anticipar los resultados esperables en proyectos. Para ello fue necesario identificar los factores de mayor impacto en el éxito de los procesos de trazabilidad y proponer modelos que permitan hacer predicciones a partir de esos factores. En este trabajo se evalúan los resultados de introducir variantes en las métricas asociadas a esos factores con el fin de posibilitar la selección de las más convenientes para el mejor desempeño del modelo de predicción. Se utiliza para ello el Análisis ROC, que a pesar de sus ventajas ha tenido hasta el momento poca difusión en la ingeniería de software.

Keywords: ingeniería de software, análisis ROC, trazabilidad de requerimientos.

1 Introducción

Las evidencias de que los progresos en el campo de la trazabilidad de requerimientos de proyectos de desarrollo no llegan a ser efectivamente aplicadas en la industria del software [1] condujeron a la necesidad de entender mejor el problema y sus causas. Revisando las experiencias desfavorables se comprobó que pueden ser reunidas en tres grupos: *i*) las que fueron prematuramente abandonadas o no cubrieron las expectativas desde un punto de vista técnico, *ii*) las técnicamente exitosas con un costo de implementación mayor que el beneficio obtenido y *iii*) las que con un elevado costo condujeron a un resultado pobre o nulo, es decir una combinación de las dos primeras. Lo expuesto resulta sorprendente ya que en la actualidad es unánime el reconocimiento de la trascendencia e importancia de la trazabilidad de requerimientos como soporte de los procesos de desarrollo de software [2], habiendo sido incorporada en todas las normas y modelos de desarrollo vigentes.

Antes de continuar es necesario enfatizar que al hablarse de trazabilidad de requerimientos en proyectos de desarrollo de software se está haciendo referencia a una gestión que vincula las numerosas etapas de sus ciclos de vida, asegurando el éxito del proyecto, brindando la necesaria garantía de coherencia, completitud y

corrección al software producido y posibilitando su eficaz mantenimiento correctivo y preventivo en el resto de su vida útil.

Al analizarse las líneas de estudio en el campo de la trazabilidad, se comprueba que en su mayor parte están orientadas a desarrollar nuevas metodologías y herramientas, habiendo un esfuerzo mucho menor destinado a estudiar el resultado de la aplicación de las mismas en la industria y las causas de las dificultades ya señaladas. Además, los escasos documentos [1][3] destinados a analizar el origen de las dificultades de la trazabilidad abordan el problema en forma cualitativa y en la mayoría de las veces el enfoque es demasiado general.

Surgió así la presunción de que no es fortuito que ciertos proyectos puedan ser exitosamente trazados y otros no, por lo que debe haber una combinación de condiciones objetivas que conducen a uno u otro resultado, y esta idea llevó a plantear la hipótesis de que *existen factores que condicionan el éxito de los procesos de trazabilidad y que es factible identificarlos*.

La comprobación de la hipótesis enunciada orienta la actividad cumplida en el proyecto “Aseguramiento de la Trazabilidad en Proyectos de Desarrollo de Sistemas de Software” [4], y en este marco se propusieron factores y modelos destinados a anticipar los resultados de procesos de trazabilidad, que vienen siendo progresivamente mejorados [5][6][7].

En este trabajo se estudian variantes a las métricas propuestas para la evaluación de los ya mencionados factores con la finalidad de identificar las más convenientes. La organización del documento es la siguiente: en la sección 2 se resumen las características del modelo estudiado, los factores de trazabilidad elegidos y las variantes propuestas para sus métricas, en la sección 3 se analiza el impacto de las nuevas métricas en el desempeño del modelo, discutiendo los resultados obtenidos, y en la Sección 4 se presentan las conclusiones de este trabajo y actividades futuras.

2 Modelo de trazabilidad de proyectos, sus factores y métricas

Se reconocen tres entidades principales que están estrechamente relacionadas entre sí, que son: *a)* el propio *producto software*, *b)* el *proyecto*, que responde a cierto modelo de proceso y ampara la construcción del producto y *c)* la *organización*, que constituye el escenario en el que el proyecto es desarrollado. Por lo tanto, se anticipa que los factores buscados estarán asociados a dimensiones de estas tres entidades.

También se establecieron criterios con respecto a la selección de los factores, la forma en que éstos son evaluados y su interpretación con respecto al problema tratado, que son los siguientes: *a)* deben ser *cuantificables*, *b)* se les aplicará un multiplicador de escala para expresarlos en el *intervalo cero a cinco*, *c)* los valores *crecientes* contribuyen más favorablemente a la trazabilidad de un proyecto y *d)* deben ser *ortogonales entre sí*.

Se definen así, agrupados por entidades, los ocho factores propuestos [6][7] para predecir la conveniencia de realizar la trazabilidad de requerimientos en proyectos de desarrollo de software, que son resumidos a continuación en las Tabla 1 y Tabla 2:

Tabla 1: Definición de entidades, factores, variables asociadas, descripciones y variables de referencia

Entidad	Factor	Variable	Descripción y variable de referencia V_r	Intervalo de V_r
Producto	Tamaño	t	Puntos de Función PF	100 - 1000
	Vigencia	v	Vida útil VU [años]	0,5 - 10
	Reutilización	r	Futura reutilización RE [%]	0 - 80
	Confiabilidad	c	Indicador confiabilidad CO (*)	0 - 5
Proyecto	Plazo	p	Duración proyecto DP [años]	0 - 5
	Equipo	e	Efectividad del equipo EF (**)	1 - 5
Organización	Madurez	m	Nivel de madurez $CMMI$	1 - 5
	Dependencia	d	Nivel de autonomía NA (***)	1 - 5

Tablas 2: Definición de los indicadores CO (*), EF (**), Nivel de Madurez $CMMI$ y NA (***)

Confiabilidad CO		Efectividad EF		Madurez $CMMI$		Autonomía NA	
0	No importante	1	Pobre	1	Inicial	1	Independiente
1	Baja	2	Baja	2	Gestionado	2	Normas propias
2	Media	3	Media	3	Definido	3	Normas clientes
3	Alta	4	Alta	4	Cuant.Gestion.	4	Nor. casa matriz
4	Muy alta	5	Muy alta	5	Optimizado	5	Combina 3 y 4
5	Absoluta						

En las referencias [6] y [7] se dispone de un detalle del alcance y justificación de los factores propuestos y las métricas adoptadas para el modelo presentado, que en lo sucesivo se denominará Modelo “A”.

A título ilustrativo se muestra en la Figura 1 la representación de los ocho factores recurriendo a un diagrama de radar, donde los polígonos ejemplifican: a) un proyecto trazable, b) un proyecto no trazable, c) un proyecto atípico y d) la “zona gris” que representa la frontera discriminante entre ambos casos.

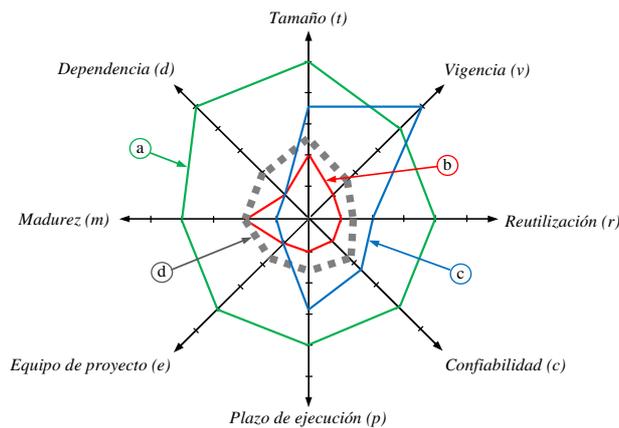


Figura 1: Representación de la trazabilidad de proyectos en un diagrama de radar

Con el Modelo “A” se propuso la asignación de una variable a cada una de las tres entidades involucradas: el *producto* (η_1), el *proyecto* (η_2) y la *organización* (η_3), donde se tuvo en cuenta la ortogonalidad entre los factores al calcular el módulo resultante de cada una de las tres variables. Esto permite reducir la dimensión del problema y facilita la visualización de las poblaciones de datos, presentándose en la Tabla 3 las expresiones de las tres variables η_1 , η_2 y η_3 .

Tabla 3: Reducción del problema a tres dimensiones

Entidad	Variable	Expresión para su evaluación
Producto	η_1	$\eta_1 = \sqrt{(t^2 + v^2 + r^2 + c^2)}$
Proyecto	η_2	$\eta_2 = \sqrt{(p^2 + e^2)}$
Organización	η_3	$\eta_3 = \sqrt{(m^2 + d^2)}$

A partir de esta reducción de dimensiones surgió la idea de utilizar el módulo de la resultante de los ocho factores, en adelante denominado “ ρ ”, como parámetro representativo o “indicador” de cada caso considerado:

$$\rho = \sqrt{(\eta_1^2 + \eta_2^2 + \eta_3^2)} = \sqrt{(t^2 + v^2 + r^2 + c^2 + p^2 + e^2 + m^2 + d^2)} \quad (1)$$

El indicador ρ representa el radio de una fracción de casquete esférico en el espacio de tres dimensiones, o en el hiperespacio de ocho, y el objetivo es determinar el valor más apropiado de ρ para que queden separadas de la mejor forma las poblaciones de los proyectos no trazables de los trazables. En la Figura 2.a se muestra la población de datos tomada como “caso de estudio” sobre el sistema de ejes cartesiano η_1 , η_2 y η_3 y en la Figura 2.b la distribución de estos datos en función de ρ .

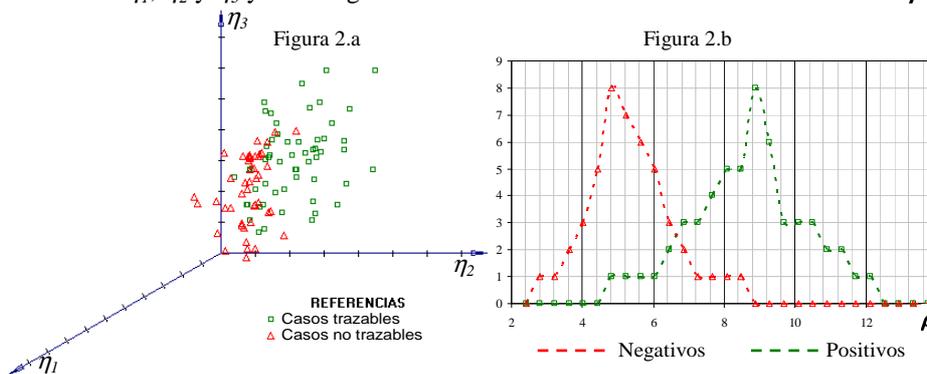


Figura 2: a) Representación de la población del lote de datos del caso de estudio y b) Curvas de distribución de la población de datos en función de “ ρ ”

Si bien el modelo “A” propuesto demostró un buen desempeño [7], se presentó el interrogante sobre si las métricas utilizadas para cuantificar los ocho factores eran las

más apropiadas. Expresado en otros términos, ¿es posible obtenerse una mejor discriminación de los casos positivos y negativos si se utilizan otras métricas en la definición de ρ ? De ser así las poblaciones mostradas en la Figura 2.b quedarán más separadas y el modelo será más efectivo para clasificarlas.

Para responder a este interrogante se incorporaron cuatro variantes al Modelo “A” originalmente utilizado, que son resumidas en la Tabla 4 a continuación:

Tabla 4: Definición de las métricas de variables en el modelo “A” y sus variantes

Variable	Modelo A (original)	Variante B (lineal)	Variante C (lineal modif.)	Variante D (semi sigm.)	Variante E (sigmoidal)
<i>t</i>	$5*PF / 1000$	$5*PF / 1000$	$5*PF / 1000$	$Sg(5*PF/1000)$	$Sg(5*PF/1000)$
<i>v</i>	$5*VU / 10$	$5*VU / 10$	$5*VU / 10$	$Sg(5*VU / 10)$	$Sg(5*VU / 10)$
<i>r</i>	Ver (*)	$1 + RE/20$	$RE/16$	$Sg(1 + RE/20)$	$Sg(RE/16)$
<i>c</i>	$1 + 0,16*CO^2$	$1 + 0,8*CO$	CO	$Sg(1+0,8*CO)$	$Sg(CO)$
<i>p</i>	<i>DP</i>	<i>DP</i>	<i>DP</i>	<i>DP</i>	$Sg(DP)$
<i>e</i>	<i>EF</i>	<i>EF</i>	<i>EF</i>	<i>EF</i>	$Sg(EF)$
<i>m</i>	<i>CMMI</i>	<i>CMMI</i>	<i>CMMI</i>	<i>CMMI</i>	$Sg(CMMI)$
<i>d</i>	<i>NA</i>	<i>NA</i>	<i>NA</i>	<i>NA</i>	$Sg(NA)$

$$(*) r = 1 + 0,025*(RE + 0,0125*RE^2)$$

En las variantes “D” y “E” se adopta una expresión sigmoidal para cuantificar las variables de los factores de trazabilidad. El objeto de la función sigmoidal es polarizar los resultados hacia los extremos del intervalo. Para implementar esta expresión se incorpora un corrimiento del origen y un factor de amplificación para brindar resultados en el intervalo [0,5] para valores del argumento $0 \leq x \leq 5$, tal como se representa en la Ec.2:

$$Sg(x) = 5 / (1 + \exp(-2*(x-2,5))) \quad (2)$$

Analizando las métricas presentadas en la Tabla 2 se comprueba que:

Variable t: Para el modelos “A” y variantes “B” y “C” se propone una misma fórmula lineal, mientras que en las variantes “D” y “E” el resultado de la fórmula lineal es afectado de la expresión sigmoidal (Ec. 2).

Variable v: Se adopta el mismo criterio de la variable anterior: una fórmula lineal para los primeros tres casos y una corrección sigmoidal (Ec. 2) para los dos últimos.

Variable r: Se propone una fórmula polinomial para el Modelo “A”, una expresión lineal que brinda resultados en intervalo [1..5] en la variante “B”, una expresión lineal con resultados en el intervalo [0..5] en la variante “C”, la corrección sigmoidal de la variante “B” es asignada a la variante “D” y la corrección sigmoidal de “C” es asignada a la variante “E”. Con la finalidad de facilitar la interpretación del efecto esperado con las diferentes expresiones se las representa en la Figura 3 en función del porcentaje de reutilización *RE* en el intervalo 0 – 80%.

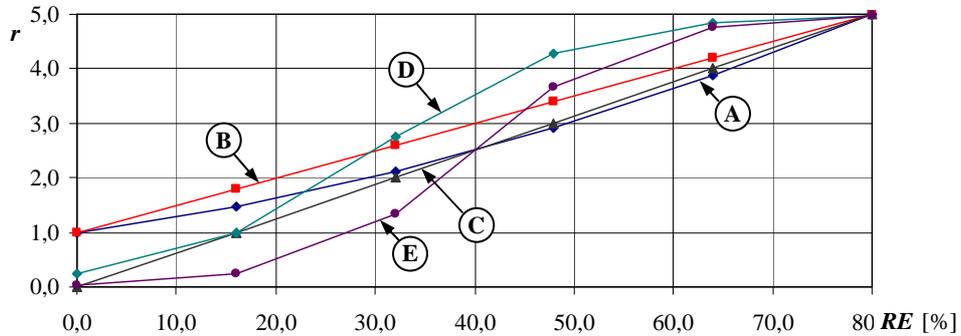


Figura 3: Evolución de la variable r en función del porcentaje de reutilización RE según las expresiones propuestas para las métricas de las diferentes variantes.

Como ejemplo se consideran dos puntos; $RE = 16\%$ y $RE = 64\%$, y en la Tabla 5 se muestran los valores de r obtenidos en cada caso, observándose que el caso E presenta una polarización antisimétrica y el D una polarización asimétrica.

Tabla 5: Valores de r obtenidos con diferentes métricas en dos puntos ($RE = 16$ y 64%)

$RE = 16\%$		$RE = 64\%$	
Mod.	r	Mod.	r
A	1,48	A	3,88
B	1,80	B	4,20
C	1,00	C	4,00
D	0,98	D	4,84
E	0,24	E	4,76

Variable c: En los diferentes modelos las fórmulas propuestas son similares a las del caso anterior: “A” polinomial, “B” lineal en el intervalo [1..5], “C” lineal en el intervalo [0..5] y las correcciones sigmoidales de “B” y “C” en las dos últimas. Se representan las expresiones en la Figura 4.

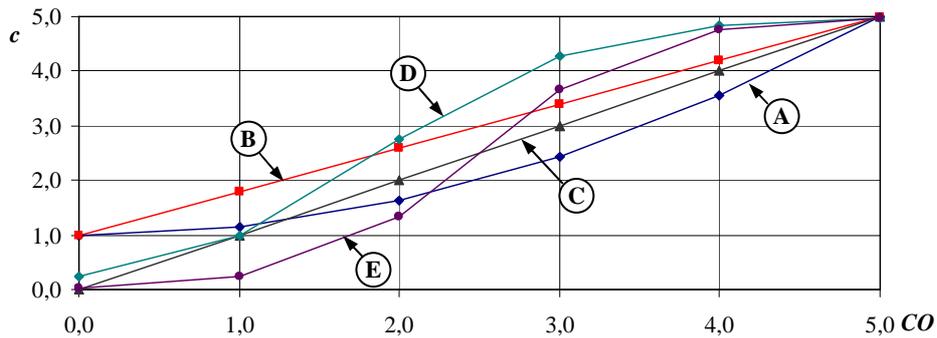


Figura 4: Evolución de la variable c en función de la confiabilidad CO según las expresiones propuestas para las métricas de las diferentes variantes.

Variable p: Para el modelos “A” y variantes “B”, “C” y “D” se propone la asignación

directa del plazo de proyecto *DP* a *p*, mientras que en la variante “E” se asigna el resultado aplicar la expresión sigmoïdal al plazo *DP* (Ec. 2).

Variable e: Se adopta el mismo criterio que para *p*, en este caso para *EF*.

Variable m: Se adopta el mismo criterio que para *p*, en este caso para el nivel de madurez *CMMI*.

Variable d: Se adopta el mismo criterio que para *p*, en este caso para el nivel de autonomía *NA*.

Una vez establecidas las variantes a ser consideradas, el paso siguiente fue definir la herramienta de comparación a efectos de identificar el modelo más conveniente. Para este caso resulta recomendable el análisis ROC [8], que es una técnica destinada a evaluar clasificadores dicotómicos y que recientemente ha experimentado gran difusión en campos muy variados tales como la bioingeniería, aprendizaje automático y minería de datos, aunque todavía es poco usado en la ingeniería de software. El Análisis ROC permite: *i*) poder elegir objetivamente el mejor entre varios modelos de clasificación y *ii*) optimizar la sintonía del modelo elegido. En este caso se lo aplica para lo primero.

Si se considera poblaciones de datos positivos y negativos, tales como las representados en la Figura 2.b, al definirse un valor de corte para el indicador ρ (denominado ρ_c) quedan inmediatamente establecidos cuatro agrupamiento de los datos que son representados en la Tabla 6. Estos agrupamientos dan lugar a la definición de parámetros que son la base del análisis ROC, según se muestra a continuación.

Tabla 6: Resultados obtenidos con un clasificador y definición de parámetros

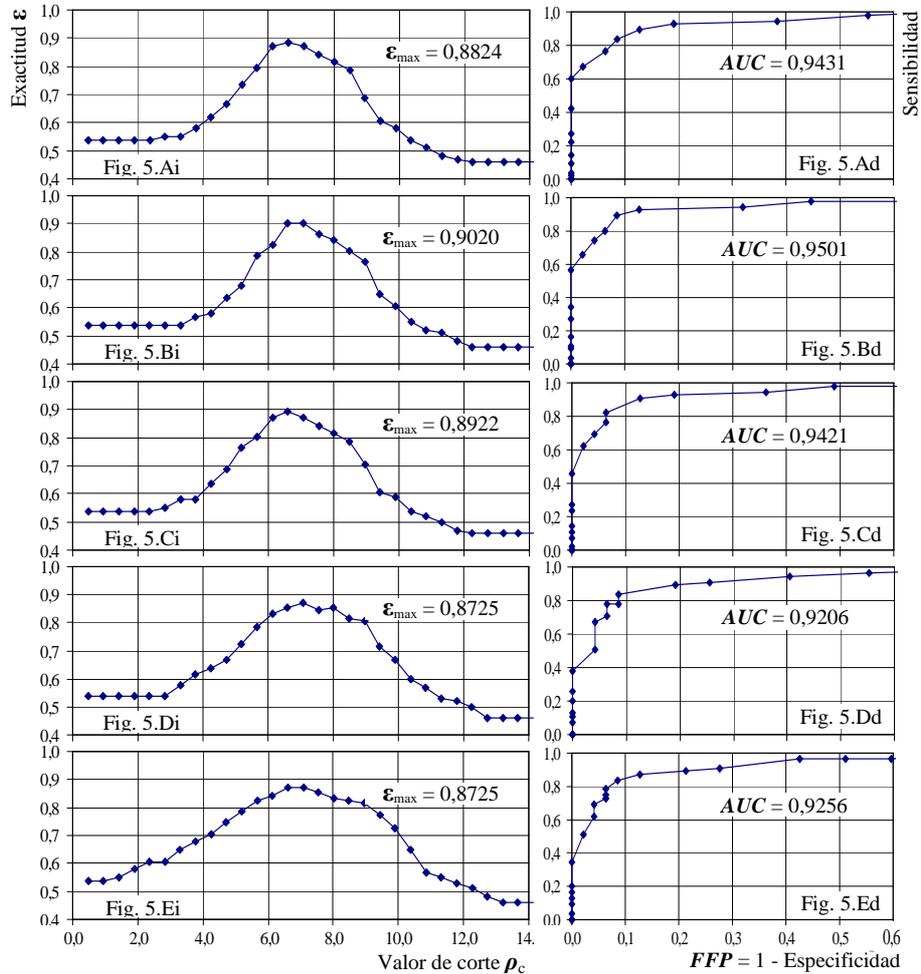
Modelo Clasificador		Condición real		
		Positivos	Negativos	
Resultados con valor de corte ρ_c	Positivos	Verdaderos positivos (VP)	Falsos positivos (FP)	$Sensibilidad = FVP = \frac{VP}{VP + FN}$ (3)
	Negativos	Falsos Negativos (FN)	Verdaderos negativos (VN)	$Especificidad = FVN = \frac{VN}{VN + FP}$ (4)
				$Especificidad = FVN = 1 - FFP$ (5)
				$Exactitud = \frac{VP + VN}{VP + FN + VN + FP}$ (6)

Las curvas ROC representan la sensibilidad (Ec. 3) en función de *FFP* (Ec.5) y el mejor modelo es el que encierra la mayor área bajo esta curva (*AUC*) [9][10][11]. Cabe aquí destacar que las curvas ROC presentan la ventajosa propiedad de que son insensibles a los cambios en la proporción de instancias positivas y negativas que pueda haber en un lote de datos. Por su parte, el área bajo la curva ROC (*AUC*) exhibe también importantes propiedades estadísticas.

3 Presentación y discusión de los resultados obtenidos

La comparación entre el modelo básico y sus variantes se estableció en base a las áreas bajo las Curvas ROC y también se consideró la exactitud (Ec. 6) de cada modelo. El “caso de estudio” utilizado [7] consiste en un lote de 102 muestras, que incluyen 55 proyectos trazados exitosamente y 47 proyectos con resultados negativos. Estos datos ya fueron representados en los gráficos de las Figuras 2.a y 2.b. En la

Figura 5 se presentan las curvas de exactitud y curvas ROC correspondientes al modelo básico y sus variantes.



Figuras 5: Izquierda, para el modelo básico y sus variantes, representación de la exactitud ϵ en función del valor de corte ρ_c (5.Ai, 5.Bi, 5.Ci, 5.Di, 5.Ei) y derecha, representación parcial de las correspondientes Curvas ROC (5.Ad, 5.Bd, 5.Cd, 5.Dd, 5.Ed) para los mismos modelos.

Finalmente, se adopta como indicador de comparación el coeficiente de Gini (G), que es una medida de dispersión estadística propuesta por el italiano Corrado Gini y directamente relacionado al área bajo la curva ROC (AUC):

$$G = 2.AUC - 1 \quad (7)$$

El coeficiente G se aplica al estudio de desigualdades en diversos campos, tales como la sociología, economía e ingeniería, entre otros, donde los mayores valores de G están asociados mejores desempeños, siendo su máximo posible 1 ($0 \leq G \leq 1$).

Para facilitar la comparación de los modelos se presenta en la Tabla 7 un resumen de

lo resultados obtenidos: Área bajo las curvas ROC (AUC), coeficiente de Gini G , máxima exactitud ϵ_{\max} y valor de corte ρ_c correspondiente a cada caso. Los valores de la segunda y cuarta columna (AUC y ϵ_{\max}) son también mostrados sobre los gráficos de la Figura 5.

Tabla 7: Resumen del desempeño de los modelos de clasificación

Modelo	AUC	G	ϵ_{\max}	ρ_c
A	0,9431	0,8862	0,8824	6,5997
B	0,9501	0,9002	0,9020	6,5997 - 7,0711
C	0,9421	0,8842	0,8922	6,5997
D	0,9206	0,8412	0,8725	7,0711
E	0,9256	0,8512	0,8725	6,5997 - 7,0711

Un análisis de los resultados obtenidos con los diferentes modelos sobre el caso de estudio utilizado permite hacer las siguientes consideraciones:

- a) En el AUC la mayor diferencia está entre las variantes B y D, que es del 3,1%. En la exactitud la mayor diferencia del 3,3% se presenta comparando la variante B con las D y E. Esto significa que las importantes diferencias en las métricas propuestas tienen un impacto mucho menos significativo en el desempeño de los modelos.
- b) El mejor valor de corte ρ_c se encuentra en todos los casos entre 6,5997 y 7,0711, lo que representa un entorno del 6,7 % tomando como referencia el mayor valor. Si se tiene en cuenta que $|\rho_{c|\max}| = 14$, se concluye que los diferentes modelos definen al valor de corte con una dispersión del 3,4 %. Aquí también las variantes en las métricas exhibieron escaso impacto en la predicción del mejor valor de corte.
- c) Tanto la curva de exactitud como la curva ROC del Modelo A presentan las evoluciones más suaves, sin discontinuidades apreciables en sus pendientes.
- d) Por el contrario, las variantes B a E propuestas conducen a curvas ROC con cambios súbitos de pendientes, lo que es habitual en curvas ROC de poblaciones relativamente poco numerosas como la considerada.
- e) Los Modelo B y E presenta dos valores de corte que brindan la misma exactitud, el primero con la exactitud más alta y el segundo con una de las dos más bajas.
- f) Los modelos que no incluyen la función sigmoïdal (A, B y C) son los que presentan las mayores áreas AUC con respecto a las variantes D y E que tiene sus variables parcialmente o totalmente afectadas de la función sigmoïdal.
- g) Las variantes B y C, que tienen métricas lineales para las ocho variables, son las que presentan la mayor exactitud. La variante B lo hace en un intervalo de ρ_c más amplio.
- h) Como se comprueba, el efecto de la función sigmoïdal de tender a polarizar los valores de los argumentos no tuvo en este tipo de modelo el efecto esperado, ya que se anticipaba que contribuiría a discriminar con más facilidad los dos tipos de poblaciones de proyectos (trazables y no trazables), cosa que no evidencian los resultados.
- i) Tampoco tuvieron un efecto destacado las métricas polinomiales del Modelo A, que despertaron expectativa al momento de su elección al desarrollarse este primer modelo [6], pero fueron superadas por las métricas lineales.
- j) Por su relación directa con AUC , el coeficiente de Gini G no aporta información nueva pero representa un indicador tradicional de la eficacia de clasificadores.

5 Conclusiones y trabajo futuro

Al procurar entender las causas que obstaculizan la aplicación efectiva de la trazabilidad en la industria del software se ingresó en un mundo complejo y apasionante, que en cierta medida responde a la estrictez de las matemáticas y al mismo tiempo es impactado por las conductas, muchas veces ambiguas, de los seres humanos. En ese contexto se identificaron ciertos factores que se consideraron determinantes, se propusieron métricas para cuantificarlos y se vienen desarrollando modelos para procurar reproducir los escenarios en los que se aplican los sistemas de trazabilidad y sus resultados. Tan pronto se pusieron a prueba los primeros modelos surgió el interrogante sobre las métricas más apropiadas para asegurar la eficacia de estas herramientas en la predicción de la trazabilidad de los proyectos de software. En este trabajo se propusieron cinco juegos de métricas y se compararon sus desempeños con un caso de estudio adoptado como referencia, llegándose a la conclusión que las métricas lineales son las más convenientes. Los próximos pasos estarán orientados a corroborar estas conclusiones con otros casos de estudio, para lo cual se trabaja paralelamente en obtener más datos de casos reales en la cantidad, calidad y variedad necesaria. La posibilidad de disponer de un modelo efectivo de predicción de trazabilidad de proyectos justifica con creces el esfuerzo que se viene realizando.

Referencias

1. Blaauboer, F., Sikkel, K., Aydin, M.: Deciding to adopt requirements traceability in practice. Proc. of the 19th Int. Conf. on Advanced Infor. Systems Engineering. Springer-Verlag (2007).
2. Kannenberg, A., Saiedian, H.: Why Software Requirements Traceability Remains a Challenge. CrossTalk: The Journal of Defense Software Engineering. July/August, 14-19 (2009).
3. Ramesh, B.: Factors influencing Requirements Traceability Practice. Communications of the ACM. 41(12), 37-44. (1998)
4. Giró, J., Vazquez, J., Meloni, B., Constable, L., Jornet, A.: Aseguramiento de la Trazabilidad en Proyectos de Desarrollo de Sistemas de Software. Proyecto de Investigación, Secretaría de Ciencia y Tecnología, Código SCyT 1214/10. (2010)
5. Giró, J., Vazquez, J., Meloni, B., Constable, L., Jornet, A.: Modelos para anticipar la factibilidad de que un proyecto de desarrollo de software sea trazable. Workshop de Ingeniería de Software, CACIC 2011. Universidad Nacional de La Plata, 837-846 (2011).
6. Giró, J., Vazquez, J., Meloni, B., Constable, L., Jornet, A.: Hacia una respuesta al interrogante de si será factible trazar un cierto proyecto de desarrollo de software. Informe Técnico 2012/01, Proyecto 1214, SCyT, FRC, UTN (2012).
7. Giró, J., Vazquez, J., Meloni, B., Constable, L., Jornet, A.: Uso del Análisis ROC para anticipar la conveniencia de trazar proyectos de software. Workshop de Ingeniería de Software, CACIC 2012. Universidad Nacional del Sur, Ciudad de Bahía Blanca (2012).
8. Powers, D.: Evaluation: From Precision, Recall and F-Factor to ROC, Informedness, Markedness & Correlation. Technical Report SIE-07-001, School of Informatics and Engineering, Flinders University, Adelaide, Australia (2007).
9. Fawcett, T.: An introduction to ROC analysis. Elsevier ScienceDirect, Pattern Recognition Letters, 27 - 861-874 (2006).
10. Shin Y., Huffman Hayes J., Cleland-Huang J.: A framework for evaluating traceability benchmark metrics. TR:12-001, DePaul University, School of Computing (2012).
11. Biggerstaff, B.: Comparing diagnostic tests: a simple graphic using likelihood ratios. Statistics in Medicine 19 (5) 649-663 (2000).