

Obtención de Métricas Relevantes para Diagramas de clases UML mediante el Análisis de Componentes Principales

M^a Esperanza Manso¹, Marcela Genero², Mario Piattini²

¹Departamento de Informática
Universidad de Valladolid
Valladolid - España
manso@infor.uva.es

²Departamento De Informática
Universidad de Castilla-La Mancha
Ciudad Real – España

{Marcela.Genero, Mario.Piattini}@uclm.es

Resumen. En el mundo de la ingeniería del software está ampliamente reconocido que el uso de métricas en las etapas iniciales del ciclo de vida de los sistemas orientados a objetos puede ayudar a los diseñadores a tomar mejores decisiones y también a predecir atributos externos de la calidad, como la mantenibilidad. Siguiendo esta línea Genero [13] ha definido un conjunto de métricas para medir la complejidad estructural de los diagramas de clases UML, debido al uso de relaciones de asociación, generalización, agregación y dependencias. Con el objetivo de determinar cuáles de todas esas métricas son relevantes como indicadores de la mantenibilidad de los diagramas de clases UML, presentamos en este trabajo un estudio basado en el Análisis de componentes Principales. En dicho estudio también se utilizan algunas otras métricas de tamaño tradicionales. Como era de esperar los resultados obtenidos demuestran que las métricas que miden la complejidad estructural son las métricas relevantes, ya que las métricas de tamaño están muy correlacionadas con éstas.

1. Introducción

La medición de atributos internos (complejidad estructural, cohesión, acoplamiento, etc.) del diseño de un sistema orientado a objetos, tiene interés desde diferentes puntos de vista. Es bien conocida su utilización, junto con los modelos de calidad, para predecir medidas de los atributos externos de la calidad (mantenibilidad, funcionalidad, etc.), así como el papel de variables independientes en los diferentes modelos del esfuerzo de desarrollo [4,9]. En otros estudios se trata de relacionar el uso adecuado de la herencia con la mantenibilidad [5,7], o de explicar la modificabilidad a partir de métricas de atributos internos [12,21], etc.

Una parte de la información procedente de las mediciones, sea de variables independientes o dependientes, puede ser redundante, que en términos estadísticos es equivalente a decir que las métricas pueden estar muy correlacionadas. Esto justifica

el interés de analizar la información inicial para eliminar dicha redundancia. En los estudios experimentales en ingeniería del software [4, 6], como en los de otras disciplinas, este problema se resuelve utilizando ciertas técnicas estadísticas, como el Análisis de Componentes Principales (ACP)[15,16].

En este estudio se dispone de tres muestras de 28, 9 y 9 diagramas de clases, sobre los que se han realizado una serie de experimentos que tratan averiguar si existe o no correlación entre 8 métricas que miden la complejidad estructural y 3 que miden el tamaño, de los diagramas de clases UML, con tres subcaracterísticas de la mantenibilidad: comprensibilidad, analizabilidad y modificabilidad de dichos diagramas. El resultado de estudiar tal correlación entre cada variable independiente con las variables dependientes se realizó en [14]. En este caso lo que se quiere es reducir la dimensión del espacio de 11 dimensiones (métricas) que contiene la información inicial para estudiar posteriormente la correlación entre estas nuevas dimensiones y las variables dependientes de interés.

Utilizando el modelo Goal-Question-Metric (GQM) [1] los objetivos del estudio son los siguientes:

- Objetivo 1: Realizar un estudio *exploratorio de diagramas de clases UML* para *caracterizarlos* con respecto *a un conjunto de métricas de complejidad estructural*, desde el punto de vista *de los desarrolladores de software* en el contexto *estudiantes y profesores de Ingeniería. de Informática de la Universidad de Castilla la Mancha*
- Objetivo 2: Analizar la complejidad estructural de diagramas de clases UML, caracterizada según el estudio anterior, para *evaluarla* con respecto *a su correlación con la mantenibilidad de los diagramas*, desde el punto de vista *de los desarrolladores de software* en el contexto *de estudiantes y profesores de la Ingeniería de Informática de la Universidad De Castilla-La Mancha*

Este documento esta organizado de la siguiente manera: La descripción de los datos utilizados en este estudio se presentan en la sección 2, el análisis de los datos con el propósito de obtener métricas relevantes para los diagramas de clases UML se presenta en la sección 3. Finalmente en la ultima sección se presentan las conclusiones y las líneas de trabajo futuras.

2. Descripción de los datos

Genero [13] definió las siguientes métricas para medir la complejidad estructural de los diagramas de clases UML:

- NAssoc. Cuenta el número de asociaciones.
- NDep. Cuenta el número de dependencias.
- NGen. Cuenta el número de relaciones de generalización (considerando cada par padre-hijo como una relación).
- NGenH. Cuenta el número de jerarquías de generalización.
- MaxDIT. Representa la máxima profundidad del árbol de herencia (calculada para todas las clases que forman parte de una jerarquía de generalización en un diagrama de clases). La profundidad de una clase en una jerarquía de generalización, es la distancia más larga desde la clase a la raíz.

- NAgg. Cuenta el número de relaciones de agregación (considerando cada par todo-parte como una relación).
- NAggH. Cuenta el número de jerarquías de agregación.
- MaxHAgg. Representa la máxima altura de las jerarquías de agregación (calculada para todas las clases que forman parte de una jerarquía de agregación en un diagrama de clases). La altura de una clase en una jerarquía de agregación es la distancia más larga desde la clase hasta las hojas.

Además existen otras métricas de tamaño tradicionales como:

- NC. Cuenta el número total de clases.
- NM. Cuenta el número total de métodos.
- NA. Cuenta el número total de atributos.

Las 11 métricas descritas son las que se considerarán para hacer el estudio de métricas relevantes.

Los datos utilizados en este estudio se obtuvieron a partir de experimentos controlados realizados con alumnos y profesores de la Ingeniería Informática de la Universidad de Castilla-La Mancha¹.

En los tres experimentos la variable dependiente es la complejidad estructural de los diagramas de clases UML, medida a través de las 11 métricas previamente mencionadas. La variable independiente es la mantenibilidad de los diagramas de clases UML, medida en cada experimento de manera distinta.

A continuación se detallan las características propias de cada muestra de datos:

- Muestra 1: Es una tabla que consta de 28 filas y 14 columnas. Las 28 filas representan a cada uno de los 28 diagramas de clases que se le entregaron a los sujetos. Las 11 primeras columnas representan los valores de las variables dependientes (métricas) y las tres últimas los valores de las variables dependientes, en este caso, consideramos tres subcaracterísticas de la mantenibilidad: la comprensibilidad, la analizabilidad y la modificabilidad. Estos últimos valores se obtuvieron calculando la mediana de la valoración subjetiva que dieron los sujetos para cada diagrama sobre la comprensibilidad, la analizabilidad y la modificabilidad (medida con una escala de 1 a 7). Este experimento se realizó con profesores del área de ingeniería de software y alumnos del quinto año.
- Muestra 2: Es una tabla que consta de 9 filas y 12 columnas. Las 9 filas representan a cada uno de los 9 diagramas de clases que se le entregaron a los sujetos. Las 11 primeras columnas representan los valores de las variables dependientes (métricas) y la última representa la media de los valores de la variable dependiente, en este caso el tiempo de mantenimiento (que mide el tiempo que los sujetos tardaron en llevar a cabo las modificaciones de los diagramas de clases, según los nuevos requerimientos). Este experimento se realizó con profesores del área de ingeniería de software y alumnos de quinto año.
- Muestra 3: Los datos de esta muestra son muy parecidos. Lo único que varía es que se cogieron 9 diagramas de clases diferentes, lo que implica que los valores de las métricas también son diferentes. Además se consideraron como variables dependientes el tiempo de mantenimiento y el tiempo de entendibilidad. Los

¹ El material experimental se puede encontrar en <http://alarcos.inf-cr.uclm.es>

sujetos debían de contestar a un cuestionario que reflejaba si habían entendido o no cada diagrama y debían anotar cuanto tiempo tardaban en responder a las preguntas, de ahí se obtuvo el tiempo de entendibilidad. Y el tiempo de mantenimiento se obtuvo de la misma forma que en la muestra 2. Este experimento se realizó con alumnos de tercer año.

3. Análisis e interpretación de los datos

En primer lugar se ha utilizado el Análisis de Componentes Principales (ACP)² [15,16] para reducir el espacio inicial de 11 dimensiones (métricas), en el que se representa la complejidad estructural de los diagramas de clases UML, primer objetivo de este estudio, eliminando información (métricas en este caso) que sea redundante. En este ACP se ha trabajado con componentes rotados, pues ello permite reducir la dimensión de forma que cada una de las nuevas componentes, van a estar muy correlacionadas con muy pocas de las antiguas métricas o dimensiones, lo que facilitará su interpretación.

Posteriormente se ha utilizado un análisis de correlación de Pearson o Spearman, [18, 19], dependiendo del tipo de variables del estudio, con objeto de estudiar la correlación de las nuevas dimensiones aportadas por el ACP con las variables dependientes de la mantenibilidad, segundo objetivo de este estudio.

En las secciones siguientes se describe el estudio realizado para cada una de las muestras de datos.

3.1 Análisis de la Muestra 1

3.1.1 Reducción de las dimensiones (ACP)

Los resultados que se observaron después de la rotación de las componentes (ver tabla 1), con la restricción de que el autovalor sea mayor que 1, son tres componentes principales, con las que se explica el 93,76% (tabla 2) de la variabilidad total.

Como se puede observar analizando la tabla 1:

- La componente primera recoge información de la complejidad estructural relativa a las agregaciones,
- La segunda componente recoge información de la complejidad estructural que aporta la generalización y
- La tercer componente se refiere a la complejidad estructural aportada por las relaciones de asociación y dependencias entre clases.

² Se ha utilizado el SPSS versión 11.0 [20] para analizar las muestras de datos descritas en la sección previa.

Las métricas NA, NGenH, NM y NC no aparecen como relevantes en el ACP. Como su correlación con las métricas que si aparecen en el ACP es alta (ver tabla 3), podemos pensar que la información que contienen ya se ha transmitido a través de las

Tabla 1. Matriz de componentes rotados

Métricas	Componente		
	1	2	3
MaxHAgg	,911	,231	,126
NAggH	,879	,141	,349
NAgg	,873	,382	,185
NA	,669	,539	,492
NGenH	,586	,494	,513
MaxDIT	,187	,962	4,080E-02
NGen	,263	,893	,300
NM	,567	,675	,429
NC	,560	,648	,501
NDep	,123	,136	,943
NAssoc	,450	,265	,817

Tabla 2. Suma de las saturaciones al cuadrado de la rotación

Componente	Total	% de la varianza	% acumulado
1	4,112	37,383	37,383
2	3,441	31,278	68,661
3	2,761	25,101	93,763

Tabla 3. Correlación entre las métricas

	NAssoc	NAagg	NAggH	NDep	NGen	NGH	MaxHAgg	MaxDIT
NC	,843	,817	,761	,607	,893	,928	,717	,728
NA	,830	,884	,841	,627	,802	,897	,784	,659
NM	,776	,851	,728	,591	,856	,843	,732	,786
NGH	,849	,759	,723	,548	,753	1,000	,712	,568

3.1.2 Estudio de la correlación entre la complejidad estructural y la mantenibilidad

Se ha estudiado la correlación de las nuevas componentes con las variables dependientes, comprensibilidad, analizabilidad y modificabilidad utilizando el coeficiente de correlación de Spearman (ver tabla 4). Para ello se calcularon previamente, con el método de Anderson-Rubi, los coeficientes para las puntuaciones factoriales; esto es, las tres componentes de los diagramas de clases en el nuevo espacio de tres dimensiones.

Tabla 4. Coeficientes de correlación de Spearman

	Componente 1	Componente 2	Componente 3
Comprensibilidad	,520 (p=,005)	,679 (p=,000)	,312 (p=,106)
Analizabilidad	,544 (p=,003)	,702 (p=,000)	,265 (p=,174)
Modificabilidad	,502 (p=,006)	,747 (p=,000)	,268 (p=,168)

Los resultados observados fueron los siguientes:

- La comprensibilidad está muy correlacionada con la componente 2 (generalización) (0,679 p=0,000) y menos con la componente 1 (agregación) (0,520 p= 0,005)
- La analizabilidad está muy correlacionada con la componente 2 (generalización) (0,702 p=0,000) y menos con la componente 1 (agregación) (0,544 p= 0,003)
- La modificabilidad está muy correlacionada con la componente 2 (generalización) (0,747 p=0,000) y menos con la componente 1 (agregación) (0,502 p= 0,006)

En conclusión, parece que la componente 3, que se refiere a las dependencias y asociaciones, no está correlacionada con ninguna de las variables dependientes estudiadas. Este hecho se puede haber producido porque, después de analizar los diagramas de clases que se utilizaron en el experimento se observó que en su mayoría tenían muy pocas asociaciones y menos aun dependencias. De ello se deriva la necesidad de realizar un próximo experimento en el que se ponga más énfasis en este tipo de relaciones.

En definitiva, después de analizar la primer muestra podemos decir que aparentemente las métricas que tienen que ver con la agregación y la generalización influyen en la mantenibilidad de los diagramas de clases. Si bien estos resultados son parciales están en la línea de los encontrados en diferentes estudios empíricos realizados para evaluar el efecto de la relación de generalización sobre la mantenibilidad de los sistemas orientados a objetos [10,9,3,17]. En cambio, según afirman Deligiannis et al. [11] las relaciones de agregación se han estudiado menos desde un punto de vista empírico, por ello insisten en la necesidad de profundizar en este tema, ya que existe la sospecha de que el uso de la agregación puede favorecer el diseño de productos más extensibles y reusables.

3.2 Análisis de la muestra 2

3.2.1 Reducción de las dimensiones (ACP)

La solución obtenida en el ACP tras la rotación de las componentes, con la restricción de que los autovalores sean mayores que uno (ver tabla 5), explica el 79,151% de la variabilidad total (ver tabla 6).

En este caso las conclusiones que se pueden extraer son las siguientes:

- La primera componente esta determinada por la complejidad que aporta la generalización.
- La segunda componente en cambio recoge la complejidad de las asociaciones y nº de atributos.

En este estudio las métricas de las que se puede prescindir, por que tienen información redundante son las NC, NM, NAgg, NDep, y NAggH (ver tabla 5). La información que contienen se recogerá a través de las métricas con las que están correlacionadas y que intervienen en las componentes principales.

Tabla 5. Matriz de componentes rotados

Métricas	Componente	
	1	2
NC	,796	,561
NA	,359	,862
NM	,683	,686
NAssoc	-8,817E-02	,911
NAgg	,729	,239
NDep	,728	-,248
NGen	,927	8,953E-03
NAggH	,632	,348
NGenH	,870	,399
MaxHAgg	,872	,269
MaxDIT	,832	,330

Tabla 6. Suma de las saturaciones al cuadrado de la rotación

Componente	Total	% de la varianza	% acumulado
1	5,768	52,440	52,440
2	2,938	26,711	79,151

Tabla 7. coeficiente de correlación dePearson

	NA	NGen	NGenH	HAggMax	MaxDIT
NC	,775	,794	,886	,833	,822
NM	,900	,651	,887	,760	,827
NAggH	,341	,570	,710	,634	,607
NAgg	,338	,501	,651	,928	,536
NDEP	,148	,684	,438	,610	,406

Tabla 8. Coeficientes de correlación de Pearson

	Componente 1	Componente 2
Tiempo de mantenimiento	,485 (p=,185)	,853 (p=,003)

La correlación entre el tiempo mantenimiento y las dos componentes del ACP sólo da significativa para la segunda componente (ver tabla 8) que corresponde a las asociaciones y al nº de atributos.

3.3 Análisis de la muestra 3

3.3.1 Reducción de las dimensiones (ACP)

Al estudiar la tabla de correlaciones entre las métricas se observó que NM no estaba correlacionada con ninguna de las otras, por ello se realizó el ACP sin incluirla, pues ella constituye per se una dimensión.

El ACP, después de la rotación, proporcionó los resultados de la tabla 9, con la misma restricción que en los casos anteriores (autovalores que son mayores que uno), y explicó el 92,075% de la variabilidad total (ver tabla 10).

Tabla 9. Matriz de componentes rotados

Métricas	Componente	
	1	2
NC	,643	,753
NA	,423	,859
NAssoc	,667	,579
NAgg	,397	,901
NDep	,855	,414
NGen	,956	,221
NAggH	-,247	,955
NGenH	,961	4,817E-02
HAggMax	,741	,591
MaxDIT	,941	,111

Tabla 10. Suma de las saturaciones al cuadrado de la rotación

Componente	Total	% de la varianza	% acumulado
1	5,260	52,596	52,596
2	3,948	34,480	92,075

Tabla 11. Correlación entre métricas

	NC	NAssoc	NA	NAgg	NDep	NGen	MaxHAgg	MaxDIT
NC	1,000	,819	,928	,953	,863	,778	,909	,714
NM	,214	,509	,281	,133	,342	,394	,314	,176
NAssoc	,819	1,000	,763	,714	,862	,714	,828	,654
MaxHAgg	,909	,828	,748	,834	,926	,858	1,000	,688

A partir del ACP (ver tabla 9) se puede concluir lo siguiente:

- La primera componente recoge el nº de dependencias y generalizaciones, y
- La segunda componente las agregaciones y atributos.

En este estudio las métricas de las que se puede prescindir, por que tienen información redundante son las NC, NAssoc y MaxHAgg. Como se ve en la tabla 11, están muy correlacionadas entre ellas y además, con otras que forman parte de las componentes principales seleccionadas. Así NC está muy correlacionada con métricas que determinan la segunda componente, mientras que NAssoc y MaxHAgg están muy correlacionadas con métricas de la primera componente.

3.3.2 Estudio de la correlación entre la complejidad estructural y la mantenibilidad

Se ha estudiado la correlación de las nuevas componentes (tabla 9) y de NM con las variables dependientes, el tiempo de mantenimiento y el tiempo de entendibilidad, utilizando el coeficiente de correlación de Pearson. (ver tabla 12).

Para ello se calcularon previamente, con el método de Anderson-Rubi, los coeficientes para las puntuaciones factoriales; esto es, las dos componentes de los diagramas de clases en el nuevo espacio de dos dimensiones.

Tabla 12. Coeficiente de Correlación de Pearson

	Componente 1	Componente 2	NM
Tiempo de Entendibilidad	,355 (p=,348)	,769 (p=,016)	,401 (p=,285)
Tiempo de Mantenibilidad	,472 (p=,199)	,365 (p=,376)	,146 (p=,709)

Analizando los resultados obtenidos en la tabla 12, se puede observar que:

- El tiempo de entendibilidad esta correlacionado con la componente 2 que son las agregaciones y nº de atributos, y
- El tiempo de mantenimiento no está correlacionado con ninguna componente.
- Además la tercera dimensión que representa NM no está relacionada con ninguna de las dos variables dependientes.

4. Conclusiones y trabajo futuro

Es bien sabido que las métricas son muy útiles para evaluar las distintas características que afectan a la calidad de sistemas orientados a objetos, como por ejemplo la mantenibilidad. En [13] se definieron un conjunto de 8 métricas para evaluar la complejidad estructural de los diagramas de clases UML, con la idea de que estas métricas podrían servir como indicadores de la mantenibilidad de los diagramas

de clases, en las primeras etapas del ciclo de vida de los sistemas orientados a objetos. Para confirmar hasta que punto esta sospecha era cierta, se realizaron tres estudios empíricos con estudiantes y profesores. Con el fin de descubrir cuáles de las métricas definidas podrían ser relevantes, en este trabajo hemos utilizado los datos de los tres experimentos para realizar el ACP. En dicho estudio también se consideraron algunas métricas de tamaño.

Una vez realizado el ACP se puede observar, en las tres muestras, que las componentes que contienen información no redundante representan características bien conocidas del diseño orientado a objetos, las cuales tienen que ver con el uso de relaciones: generalización, agregación y dependencias y asociaciones.

No parecen ser relevantes las métricas relacionadas con el tamaño, como NC y NM. Aunque es razonable pensar que cuantas más clases haya en un diagrama más dependencias y asociaciones puede haber, en este estudio se pone de manifiesto que son estas últimas las que podrían influir en las mantenibilidad.

Si examinamos la correlación entre la mantenibilidad y/o la entendibilidad y las componentes del ACP en las dos muestras donde se miden de forma objetiva (muestras 2 y 3), se puede ver que están correlacionadas con la componente que recoge la complejidad de los diagramas de clases debida al nº de asociaciones y número de atributos.

En cuanto a los resultados de la primera muestra merecen un comentario aparte, pues las variables dependientes son medidas subjetivas. Las componentes 1 y 2, que recogen la información de las agregaciones y de la generalización, son las que están significativamente correlacionadas con las variables dependientes.

Esto confirma lo que ya se sabe [3], que los resultados que se obtienen en el ACP son dependientes de los datos, por ello aunque en las tres muestras de datos los resultados obtenidos sean en cierta forma similares será necesario seguir realizando estudios empíricos que, por una parte permitan explotar los resultados obtenidos, construyendo modelos de predicción y por otra parte, es necesario realizar experimentos que permitan extender las conclusiones tanto como se pueda, incluyendo experimentos con profesionales y también datos sobre proyectos reales. Además somos conscientes de la necesidad de construir una familia de experimentos que permita establecer un cuerpo de conocimiento sólido sobre la utilidad de las métricas [2] [8].

Agradecimientos

Este trabajo forma parte del proyecto DOLMEN financiado por la Subdirección General de Proyectos de Investigación - Ministerio de Ciencia y Tecnología (TIC 2000-1673-C06-06).

Referencias

1. Basili V. & Rombach H. 1988. The TAME project: Towards improvement-oriented software environments. IEEE Transactions of Software Engineering, Vol. 14 N° 16, 728-738
2. Basili V., Shull F. and Lanubile F., 1999. Building Knowledge Through Families of Experiments. IEEE Transactions on Software Engineering, Vol. 25 N° 4 , 435-437
3. Briand L., Wüst J., Lounis H, 1998. Investigating Quality Factors in Object-oriented Designs: An Industrial Case Study, Technical report ISERN 98-29 (version 2), International Software Engineering Research Network
4. Briand L.C. & Wüst J. 2002. Empirical studies of quality models. To be published in Advances in Computers Academic Press, Zelkowitz (ed)
5. Briand L. , Morasca S., Basili V. 1999. Defining and validating measures for object-based high level design. IEEE Transactions on Software Engineering. Vol. 25 N° 5, 722-743
6. Briand L. & Melo W. & Wüst J. 2001. Assessing the applicability of fault-proneness models across object-oriented software projects. IEEE Transactions of Software Engineering, Vol 28 N° 7, 706-720
7. Brito e Abreu F., Melo W. 1996. Evaluating the impact of object-oriented design on software quality. Proceedings of 3rd International Metric Symposium, 90-99
8. Brooks A., Daly J., Miller J., Roper M., Wood M. 1996. Replication of experimental results in software engineering. Technical report ISERN-96-10, International Software Engineering Research Network
9. Cartwright M. 1998. An Empirical view of inheritance. Information and Software Technology, Vol. 40 N° 14, 795-799.
10. Daly J., Brooks A., Miller J., Roper M. and Wood M., 1996. An Empirical Study Evaluating Depth of Inheritance on Maintainability of Object-Oriented Software. Empirical Software Engineering, Vol. 1 N° 2, 109-132
11. Deligiannis I., Shepperd M., Webster S., Roumeliotis M. 2002. A Review of Experimental into Investigations into Object-Oriented Technology, Empirical Software Engineering, Vol. 7 N° 3, 193-231
12. Fenton N., Pfleeger S. 1997. Software Metrics. A Rigorous & Practical Approach. Second edition. International Thomson Publishing Inc.
13. Genero M. 2002. Defining and validating metrics for conceptual models. Tesis doctoral. Escuela Superior de Informática. Dpto. de Informática. Universidad de Castilla-La Mancha
14. Genero M., Piattini M., Calero C., 2002. Empirical Validation of Class Diagram Metrics. 2002 International Symposium on Empirical Software Engineering (ISESE 2002), Nara, Japón, IEEE Computer Society, 195-203
15. Kleinbaum D.G. et al 1987. Applied regression analysis and other multivariate methods, second ed. Duxbury Press
16. Lebart L. et al. 1995. Tratamiento estadístico de los datos. Marcombo
17. Poels G., Dedene G., 2001. Evaluating the Effect of Inheritance on the Modifiability of Object-Oriented Business Domain Models. Proceedings of the 5th European Conference on Software Maintenance and Reengineering (CSMR 2001), Lisbon, Portugal, 20-29.
18. Siegel S. 1985. Estadística no paramétrica Ed Trillas.
19. Snedecor G. & Cochran W. 1989. Statistical Methods, 8^a ed., Iowa State University Press
20. SPSS 11.0. 2001. Syntax Reference Guide. Chicago. SPSS Inc.
21. Zuse H. 1998. A Framework of Software Measurement, Berlin, Walter de Gruyter.