



Corso di Laurea Magistrale in Informatica
Curriculum Software Engineering and IT Management

Esiste una Relazione tra i Linguaggi di Programmazione e l'Insorgere di Community Smells? Uno Studio Empirico

Prof. Filomena Ferrucci
Prof. Fabio Palomba
Dott. Stefano Lambiase

Alice Vidoni
Mat.: 0522500963

✉ a.vidoni@studenti.unisa.it

in [alice-vidoni-7890a818b](#)

QR code che
riporta al PDF
della tesi →



69% dei progetti software **FALLISCE**

Conseguenze

Virtual Case File Project (per il Federal Bureau of Investigation degli Stati Uniti), nel quale:

- **5 anni di sviluppo e**
- **170 milioni di dollari**

sono andati **PERSI**



Cosa si potrebbe fare con 170 milioni di dollari?

Comprare cibo per **3.500.000** bambini l'anno

o

Comprare un'**isola tropicale**



Fattori che influenzano l'esito dei progetti?



Ingegneria del Software e Project Management



Sottostima dei costi di progetto

Errata gestione del rischio

Mancata ricompensa del personale per lo straordinario

Incapacità di comunicare e agire come un team

Due Importanti Criticità

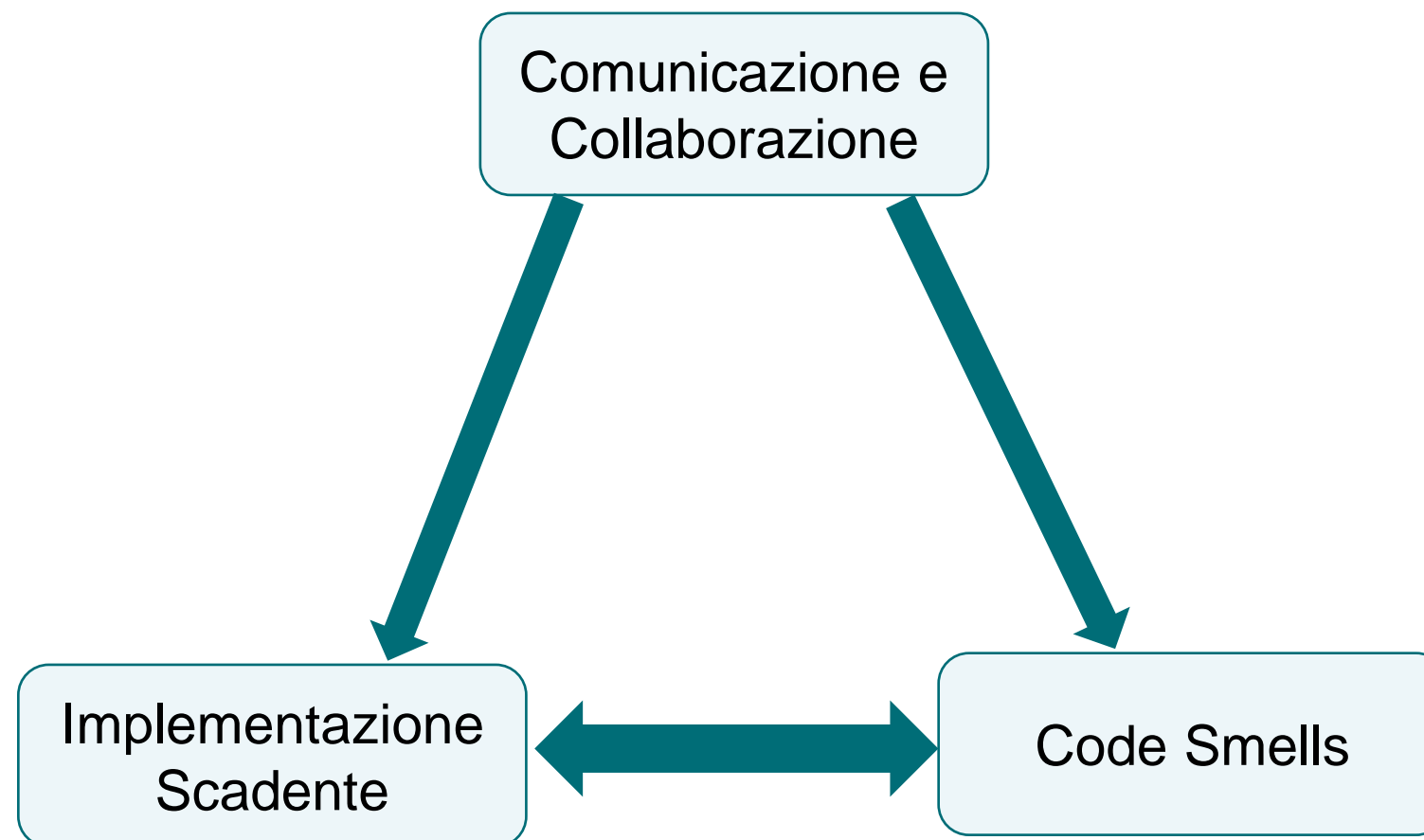
Fattori Tecnici



Fattori Sociali



Studi Correlati



Contributo

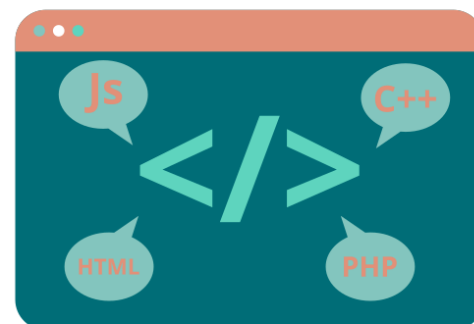
Studiare l'impatto
del **linguaggio di programmazione**
sulle attività di
comunicazione e collaborazione

Background



Linguaggio di Programmazione

Indica il linguaggio di programmazione maggiormente utilizzato nel codice presente all'interno di una repository GITHUB.



Progetti Open-Source

Software rilasciato con una licenza in cui il titolare del copyright concede ad altri utenti i diritti di utilizzare, studiare, modificare e distribuire il software e il relativo codice sorgente a chiunque e per qualsiasi scopo.



Problemi di Comunicazione e Collaborazione

Community Smells

Modelli non ottimali nella struttura organizzativa e sociale di una comunità di sviluppo software che sono precursori di eventi socio-tecnici allarmanti e imprevisti.



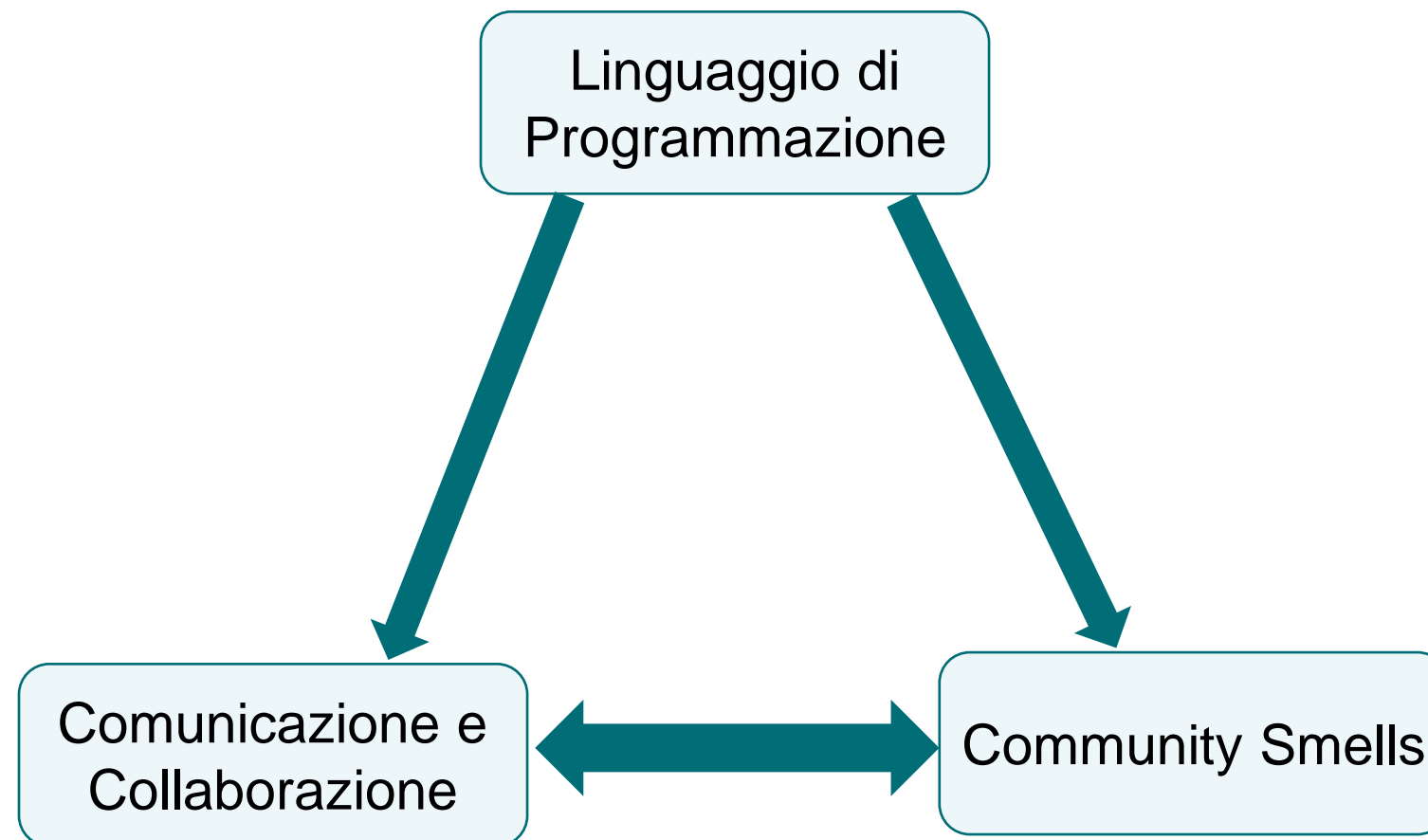
Organizational Silo Effect

Si riferisce alla presenza di sottogruppi isolati e alla mancanza di comunicazione e collaborazione tra gli sviluppatori della comunità. Causa un costo imprevisto aggiuntivo per un progetto a causa dello spreco di risorse (ad esempio, tempo), nonché della duplicazione del codice.

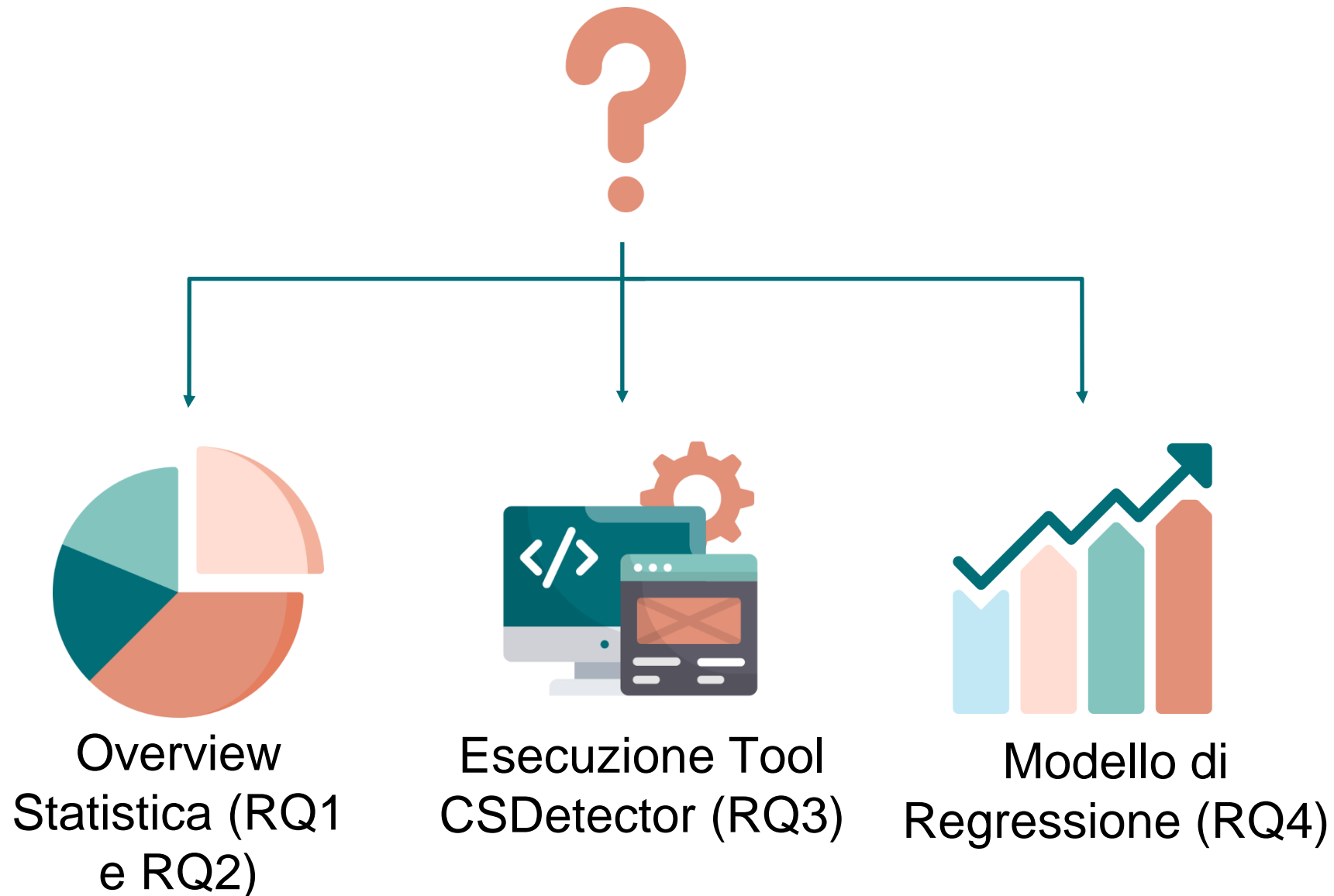


Metodologia di Ricerca





4 Domande di Ricerca



Ricerca Quantitativa



Domande di Ricerca

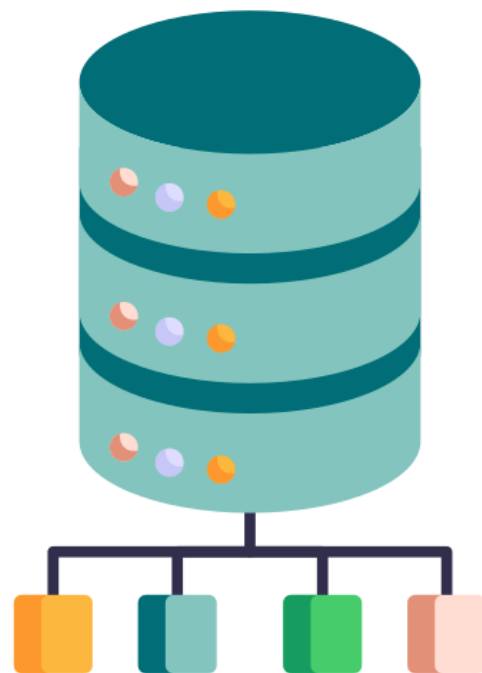


1. Quali sono i Linguaggi di Programmazione maggiormente utilizzati nello sviluppo di software open-source su GITHUB?
2. Quanto sono grandi (in termini di contributors) i team di sviluppo su GITHUB per i Linguaggi individuati?

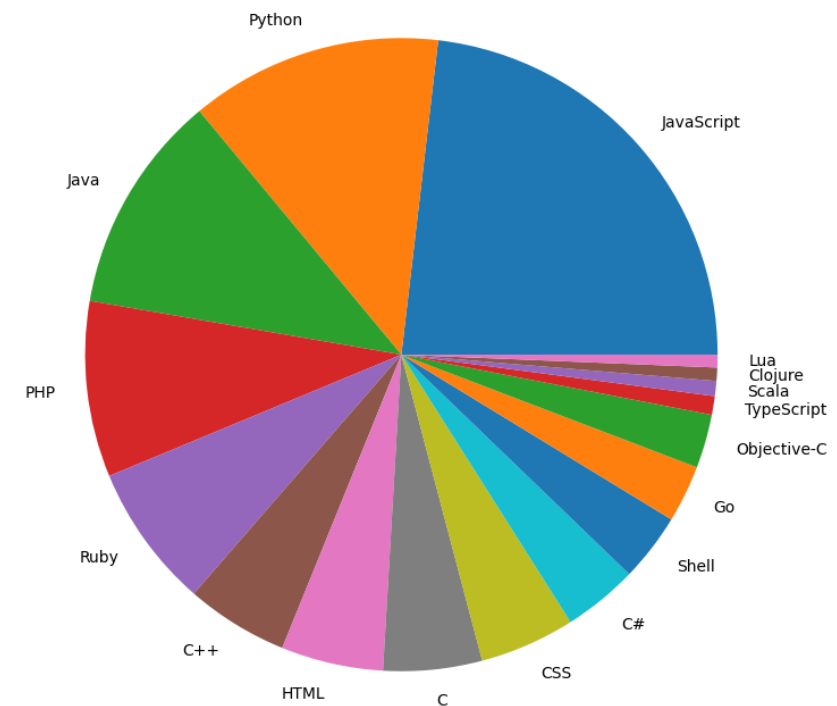


Strumenti Utilizzati

Analisi di Repository



Statistica Descrittiva



3. Quali Community Smells sono presenti nelle repository dei datasets ottenuti?



Tool CSDetector

Per ogni repository del Dataset sono stati individuati i Community Smells presenti in essa.

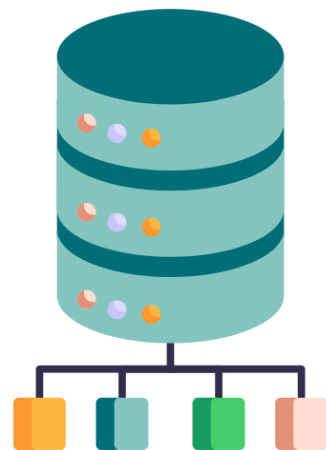
- **Organizational Silo Effect**
- **Black-Cloud Effect**
- **Prima-Donnas Effect**
- **Sharing Vallainy**
- **Organizazionale Skirmish**
- **Solution Defiance**
- **Radio Silence**
- **Truck Factor Smell**
- **Unhealthy Interaction**
- **Toxic Communication**

4. Il Linguaggio di Programmazione scelto per lo sviluppo di un prodotto influenza la presenza di Community Smells?

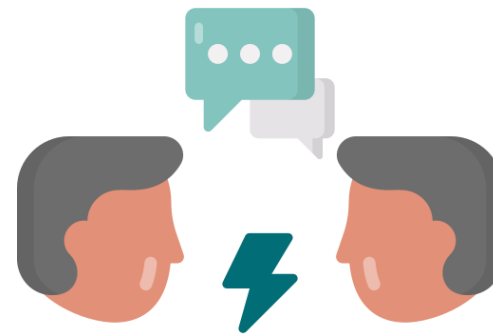


Modello di Regressione Lineare

Correlare il **Linguaggio di Programmazione** con la presenza di **Community Smells** nelle comunità di sviluppo open-source



200 repository,
20 per ogni
linguaggio



10 tipi di
Community
Smells



10 Modelli di
Regressione
Lineare

Modello di Regressione Lineare

Presenza
di...

BCE PDE OSE OS SV SD RS TFS UI TC

**Variabili
Dipendenti**

Linguaggio di
Programmazione

**Variabili
Indipendenti**

Numero di
Contributors

Numero di
Commit

Days
Active

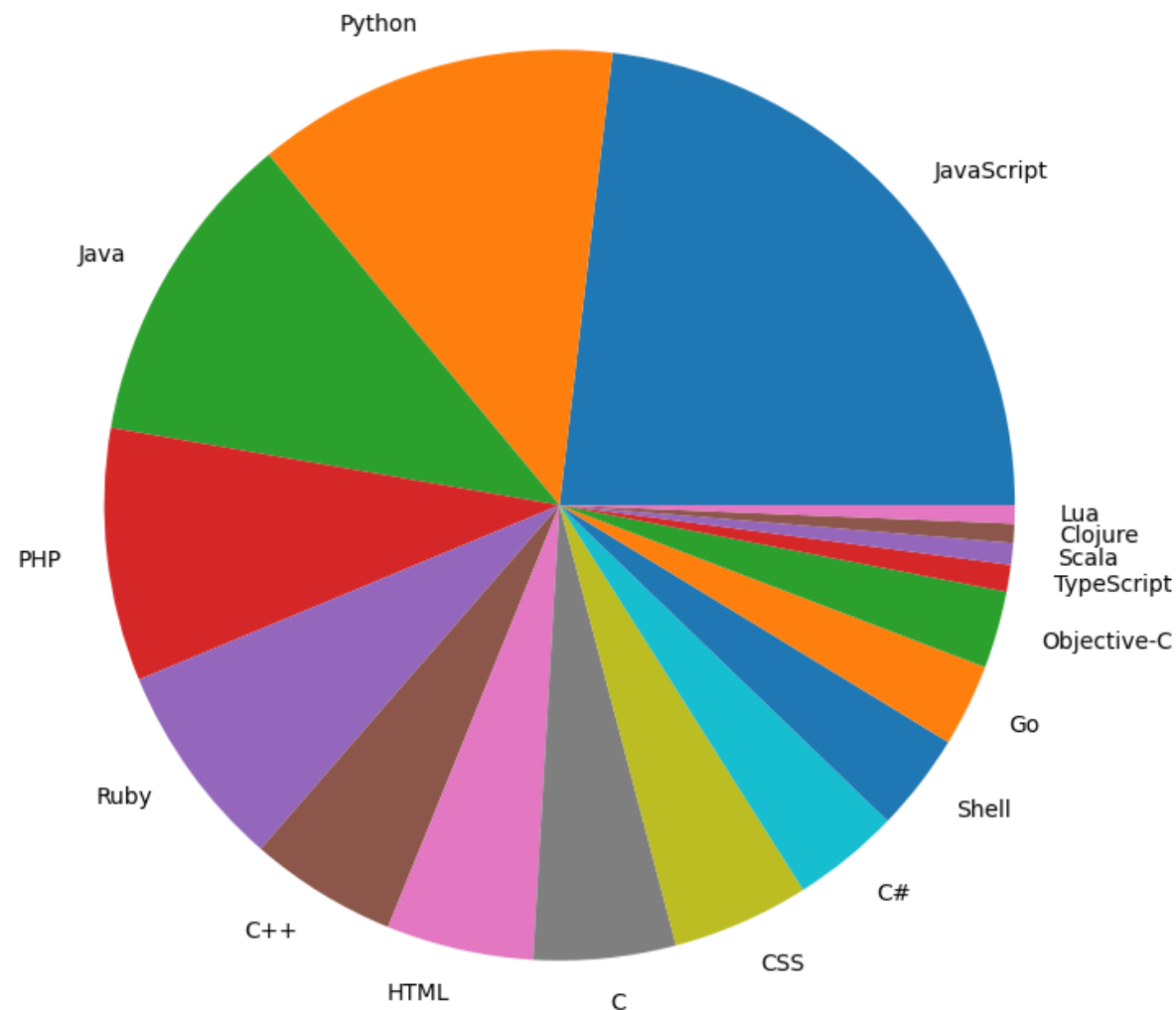
BusFactor
Number

**Variabili di
Controllo**

Risultati



RQ1: Quali sono i Linguaggi di Programmazione maggiormente utilizzati nello sviluppo di software open-source su GITHUB?

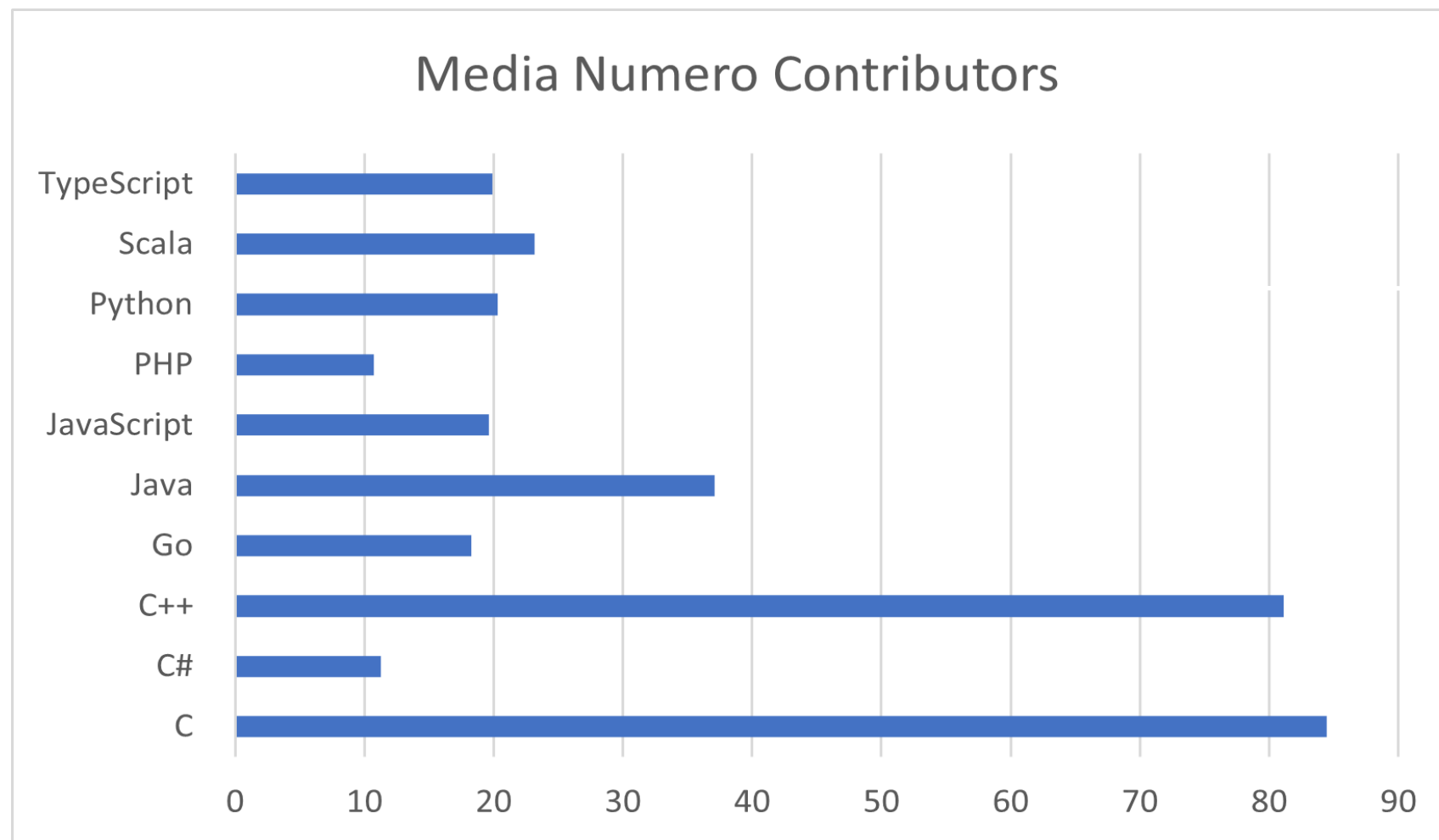


Tra i Linguaggi di Programmazione maggiormente utilizzati troviamo:

- **JavaScript**
- **Python**
- **Java**
- **PHP**

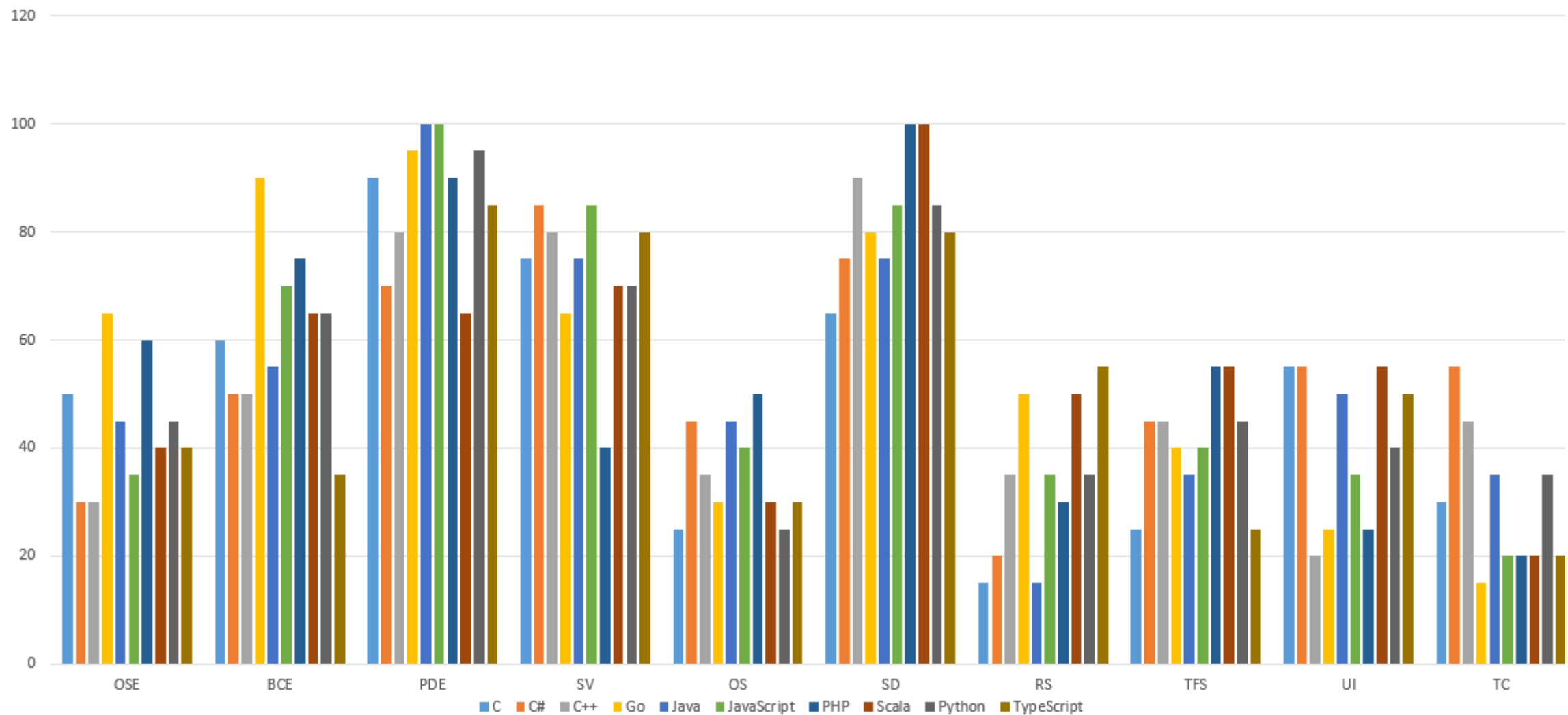
RQ2: Quanto sono grandi (in termini di contributors) i team di sviluppo su GITHUB per i Linguaggi individuati?

La media dei Contributors nelle repository open-source risulta essere circa **33**.



RQ3: Quali Community Smells sono presenti nelle repository dei datasets ottenuti?

I Community Smells maggiormente presenti nelle repository utilizzate sono:
Prima-Donnas Effect (PDE) e Solution Defiance (SD)



RQ4: Il Linguaggio di Programmazione scelto per lo sviluppo di un prodotto influenza la presenza di Community Smells?

**Il Linguaggio di Programmazione NON
influenza l'insorgere di Community
Smells, ad eccezione dello Smell
RADIO SILENCE.**

RADIO SILENCE

Si verifica un'elevata formalità di procedure regolari a causa dell'inefficiente organizzazione strutturale di una comunità.

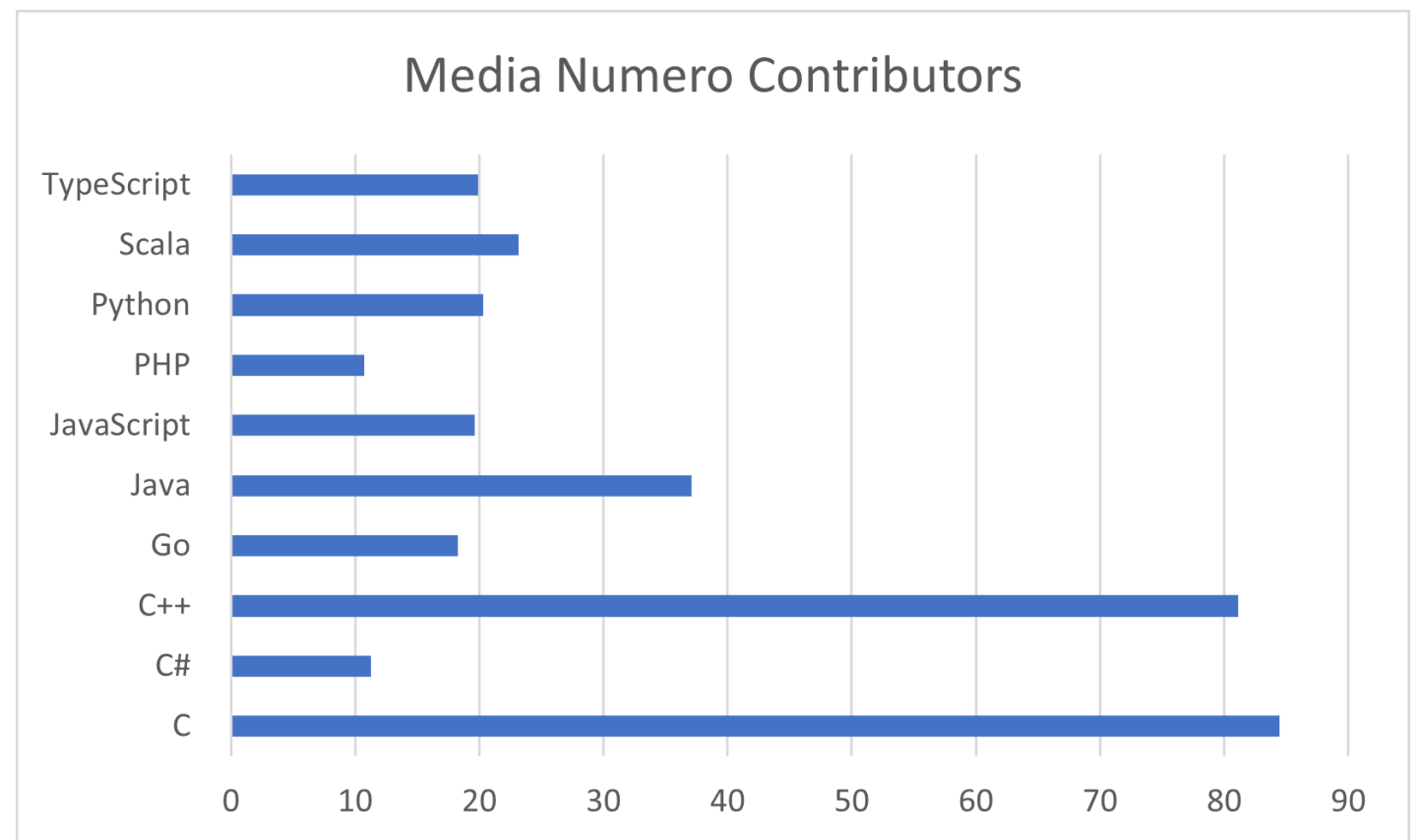
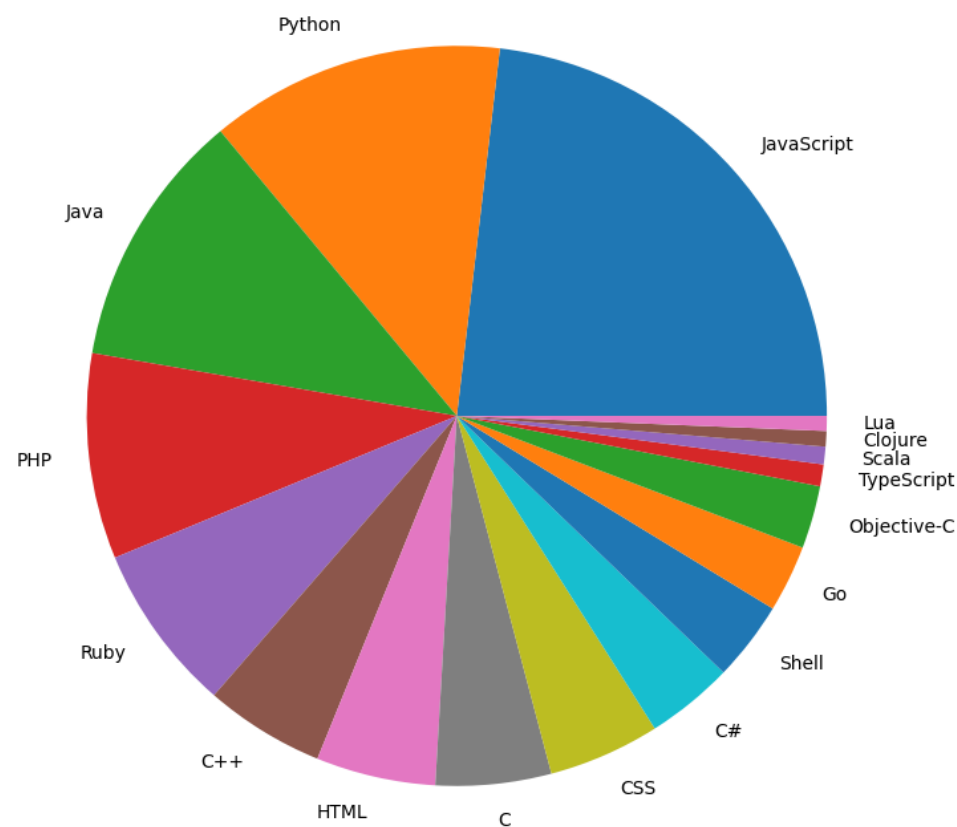
Causa un enorme ritardo inaspettato nel processo decisionale dovuto alle necessarie azioni formali necessarie.



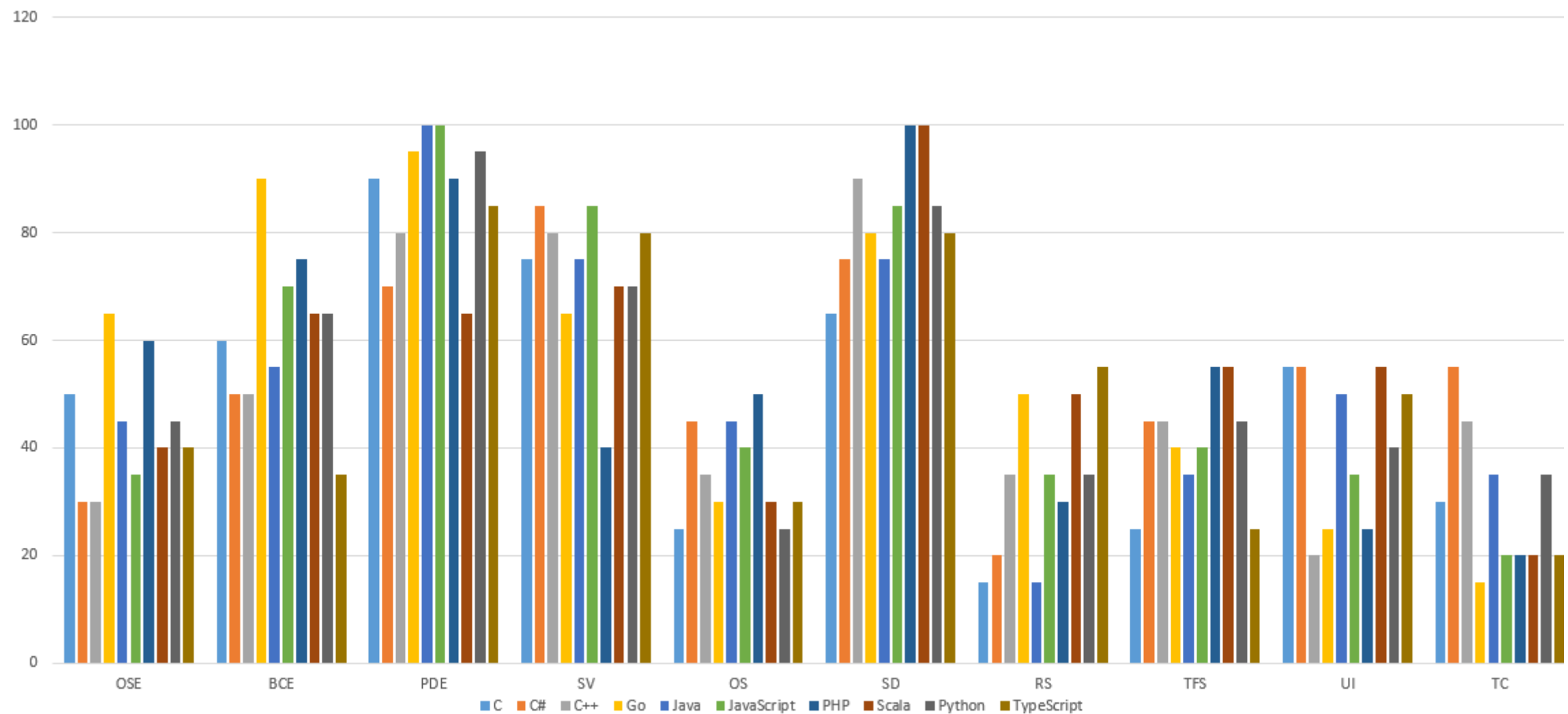
Conclusioni e Sviluppi Futuri



Si è fornita una overview dei linguaggi di programmazione maggiormente utilizzati su **GitHub** e del numero medio di contributors nelle repository open-source che utilizzano questi linguaggi.



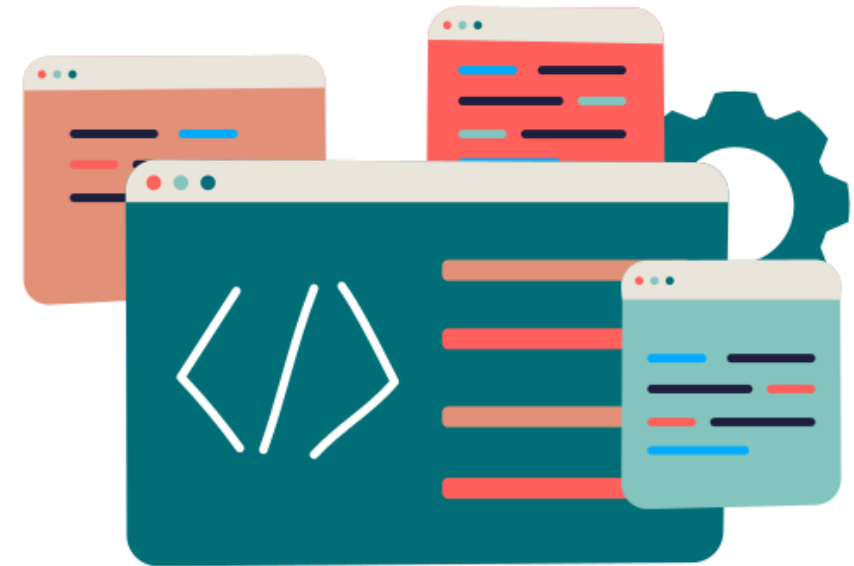
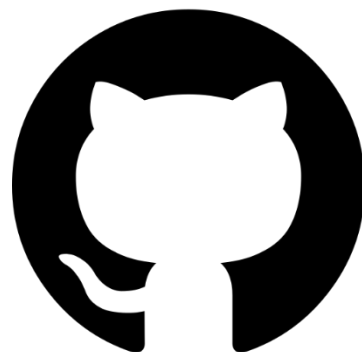
Si è fornita una overview dei **Community Smells** maggiormente presenti all'interno delle repository analizzate.



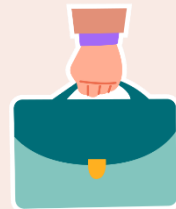
Si è dimostrato che il
**Linguaggio di
Programmazione**, nel
complesso, non influenza la
comunicazione e la
collaborazione in una comunità
open-source, ma influenza solo
l'insorgere del Community
Smells **Radio Silence**.



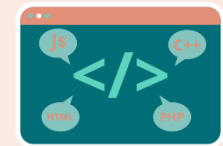
Una repository online con dati e
scripts per **ricerche future** e
repliche



Progetti Privati



Classi di Linguaggi



**Ulteriori Fattori
Tecnici**



**Altri Community
Smells**



Esiste una Relazione tra i Linguaggi di Programmazione e l'Insorgere di Community Smells? Uno Studio Empirico

Background

Problemi di Comunicazione e Collaborazione
Community Smells

Modelli non ottimali nella struttura organizzativa e sociale di una comunità di sviluppo software che sono precursori di eventi socio-tecnici allarmanti e imprevisti.



a.vidoni@studenti.unisa.it Esiste una Relazione tra i Linguaggi di Programmazione e l'insorgere di Community Smells? Uno Studio Empirico
Alice Vidoni
Università degli Studi di Salerno

[alice-vidoni-7890a818b](#)

Metodologia di Ricerca

Ricerca Quantitativa



a.vidoni@studenti.unisa.it Esiste una Relazione tra i Linguaggi di Programmazione e l'insorgere di Community Smells? Uno Studio Empirico
Alice Vidoni
Università degli Studi di Salerno

[alice-vidoni-7890a818b](#)


RQ4

Modello di Regressione Lineare


Correlare il **Linguaggio di Programmazione** con il numero di **Community Smells** nelle comunità di sviluppo open-source



200 repository, 20 per ogni linguaggio



10 tipi di Community Smells



10 Modelli di Regressione Lineare

a.vidoni@studenti.unisa.it Esiste una Relazione tra i Linguaggi di Programmazione e l'insorgere di Community Smells? Uno Studio Empirico
Alice Vidoni
Università degli Studi di Salerno

[alice-vidoni-7890a818b](#)

Risultati

Il Linguaggio di Programmazione NON influenza l'insorgere di Community Smells, ad eccezione dello Smell RADIO SILENCE.

a.vidoni@studenti.unisa.it Esiste una Relazione tra i Linguaggi di Programmazione e l'insorgere di Community Smells? Uno Studio Empirico
Alice Vidoni
Università degli Studi di Salerno

[alice-vidoni-7890a818b](#)

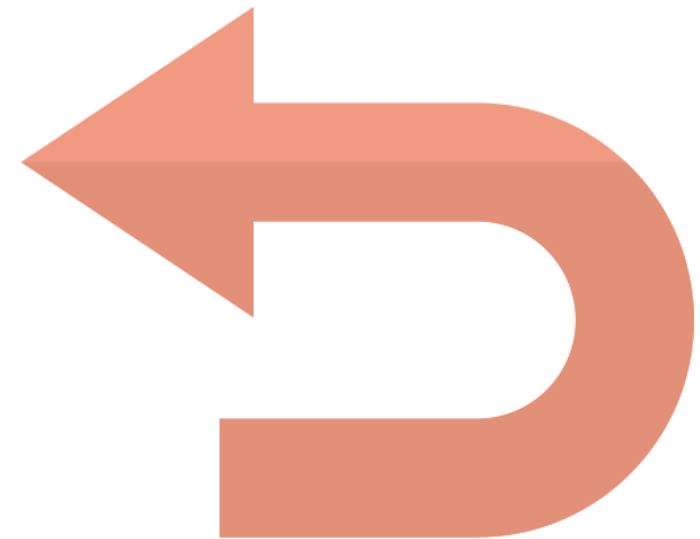
Grazie per l'attenzione!

Alice Vidoni

a.vidoni@studenti.unisa.it 

[alice-vidoni-7890a818b](#) 

Slide di Backup



Community Smells

Organizational Silo Effect: Si riferisce alla presenza di sottogruppi isolati e alla mancanza di comunicazione e collaborazione tra gli sviluppatori della comunità. Causa un costo imprevisto aggiuntivo per un progetto a causa dello spreco di risorse (ad esempio, tempo), nonché della duplicazione del codice.

Black Cloud Effect: Eccessivo sovraccarico di informazioni dovuto alla mancanza di una comunicazione strutturata o di una governance della cooperazione. Mancanza di membri esperti nel progetto in grado di coprire l'esperienza o il divario di conoscenza di una comunità.

Radio Silence: Si verifica un'elevata formalità di procedure regolari a causa dell'inefficiente organizzazione strutturale di una comunità. Causa un enorme ritardo inaspettato nel processo decisionale dovuto alle necessarie azioni formali necessarie.

Prima Donna: Ripetuto comportamento condiscendente, superiorità, disaccordo costante, mancanza di collaborazione da parte di uno o pochi membri. Collaborazione strutturata in modo inefficiente all'interno di una comunità.

Sharing Villainy: Mancanza di attività di scambio di informazioni di qualità. I membri della comunità condividono conoscenze essenziali come informazioni obsolete, errate e non confermate.

Community Smells

Organizational Skirmish: Causato da un disallineamento tra diversi livelli di competenza e canali di comunicazione tra unità di sviluppo o individui coinvolti nel progetto. Calo della produttività e influisce sulla tempistica e sui costi del progetto.

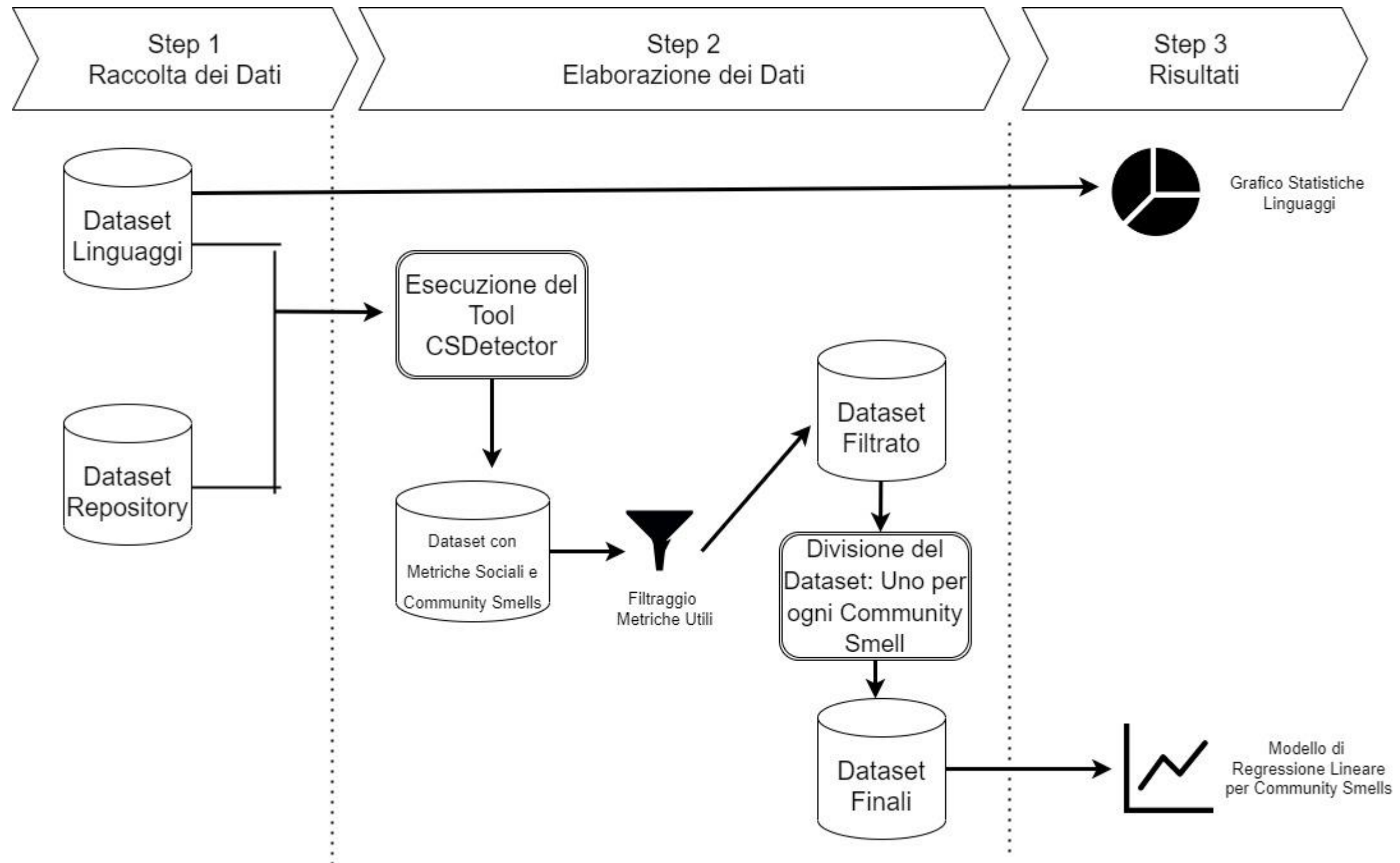
Solution Defiance: La comunità di sviluppo presenta diversi livelli di background culturale ed esperienziale e queste variazioni portano alla divisione della comunità in sottogruppi simili con opinioni completamente contrastanti sulle decisioni tecniche o socio-tecniche da prendere. Ritardi imprevisti del progetto e comportamenti non collaborativi tra gli sviluppatori.

Truck Factor Smell: La maggior parte delle informazioni e delle conoscenze sul progetto sono concentrate in uno o pochi sviluppatori. Significativa perdita di conoscenza a causa del turnover degli sviluppatori.

Unhealthy Interaction: Le discussioni tra gli sviluppatori sono lente, leggere, brevi e/o contengono conversazioni scadenti. Bassa partecipazione degli sviluppatori alle discussioni del progetto (ad esempio, pull requests, problemi, ecc.) con lunghi ritardi tra le comunicazioni dei messaggi.

Toxic Communication: Le comunicazioni tra gli sviluppatori sono soggette a conversazioni tossiche e sentimenti negativi contenenti opinioni spiacevoli, di rabbia o addirittura contrastanti su vari argomenti di cui le persone discutono. Gli sviluppatori possono avere interazioni interpersonali negative con i loro coetanei, che possono portare a frustrazione e stress. Queste interazioni negative possono alla fine portare gli sviluppatori ad abbandonare i progetti.

Overview della Ricerca



Google BigQuery

▼	github_repos	⋮
📊	commits	⋮
📊	contents	⋮
📊	files	⋮
📊	languages	⋮
📊	licenses	⋮
📊	sample_commits	⋮
📊	sample_contents	⋮
📊	sample_files	⋮
📊	sample_repos	⋮

Google BigQuery

```
GET REP... X
```

ESEGUI SALVA CONDIVIDI PROGRAMMAZIONE ALTRO

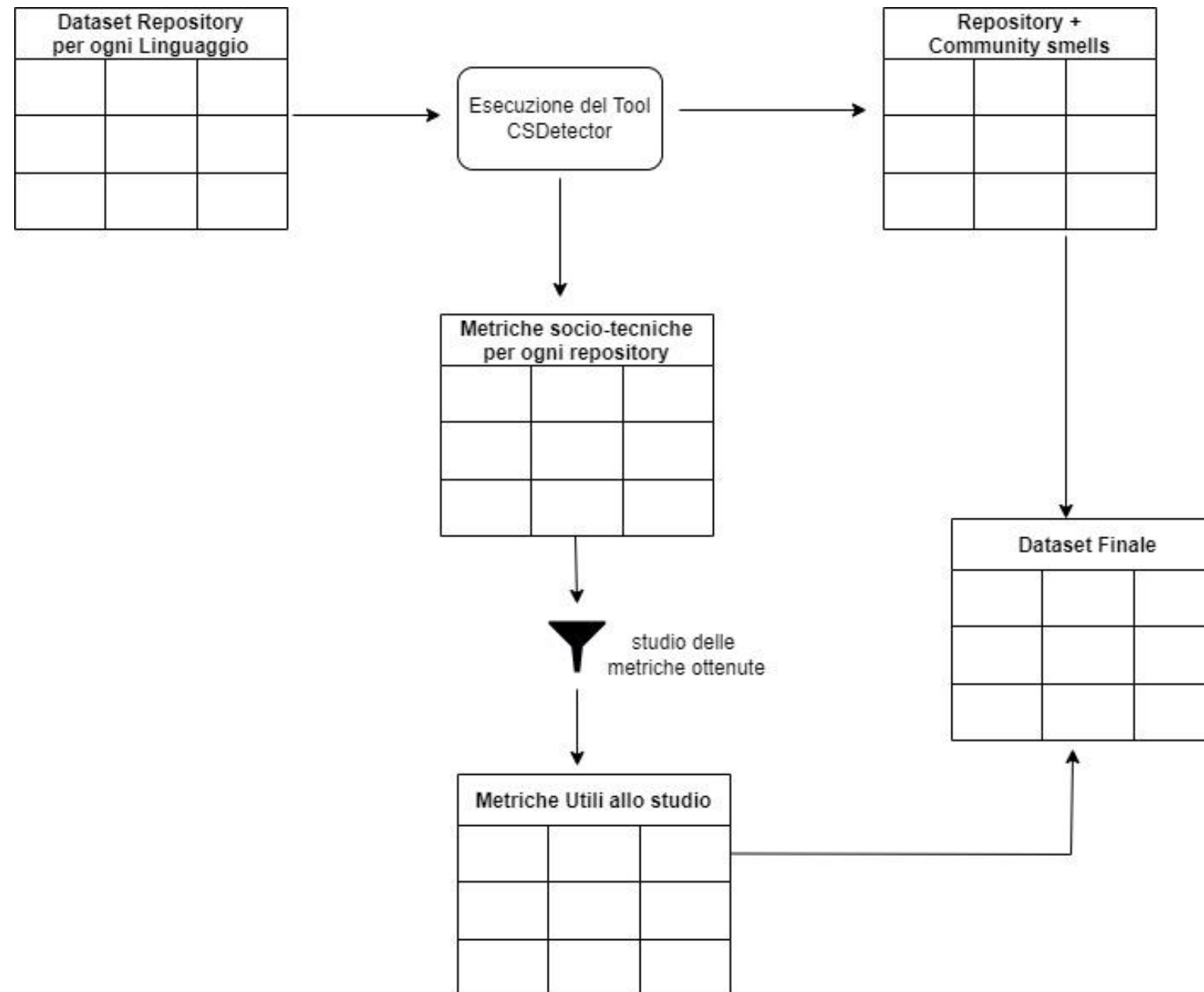
```
1 SELECT
2   count(*) as numberOfProject,
3   #t2.repo_name,
4   t2.LANGUAGE
5 FROM (
6   SELECT
7     repo_name,
8     LANGUAGE,
9     RANK() OVER (PARTITION BY t1.repo_name ORDER BY t1.language_bytes DESC) AS rank
10  FROM (
11    SELECT
12      repo_name,
13      arr.name AS LANGUAGE,
14      arr.bytes AS language_bytes
15    FROM
16      `bigquery-public-data.github_repos.languages`,
17      UNNEST(LANGUAGE) arr ) AS t1 ) AS t2
18 WHERE
19   rank = 1
20 GROUP BY t2.LANGUAGE
21
```

```
1 SELECT
2   t0.contributors,
3   t2.repo_name,
4   t2.LANGUAGE
5 FROM (
6   SELECT
7     repo_name,
8     LANGUAGE,
9     RANK() OVER (PARTITION BY t1.repo_name ORDER BY t1.language_bytes DESC) AS rank
10  FROM (
11    SELECT
12      repo_name,
13      arr.name AS LANGUAGE,
14      arr.bytes AS language_bytes
15    FROM
16      `bigquery-public-data.github_repos.languages`,
17      UNNEST(LANGUAGE) arr
18    WHERE arr.name = "Scala") AS t1 ) AS t2
19 JOIN(SELECT
20   repo_name[OFFSET(0)] as repo_name,
21   ARRAY_LENGTH(ARRAY_AGG(DISTINCT author.email)) as contributors
22  FROM
23   `bigquery-public-data.github_repos.commits`
24  GROUP BY repo_name
25 ) t0 on t0.repo_name=t2.repo_name
26 WHERE
27   rank = 1
28 GROUP BY t2.LANGUAGE, t2.repo_name, t0.contributors
29 order by t0.contributors desc
```

Classificazione Linguaggi

Linguaggio	Paradigma di Programmazione	Compilazione	Tipizzazione	Memoria
C	Procedurale	Statica	Debole	Non Gestita
C#	Procedurale	Statica	Forte	Gestita
C++	Procedurale	Statica	Forte	Non Gestita
Java	Procedurale	Statica	Forte	Gestita
JavaScript	Scripting	Dinamica	Debole	Gestita
Python	Scripting	Dinamica	Forte	Gestita
PHP	Scripting	Dinamica	Debole	Gestita
Scala	Funzionale	Statica	Forte	Gestita
TypeScript	Scripting	Statica	Forte	Gestita
Go	Procedurale	Statica	Forte	Non Gestita

Esecuzione del Tool CSDetector



Modelli di Regressione Lineare

Black Cloud Effect

```
=====
                        OLS Regression Results
=====
Dep. Variable:          y      R-squared:          0.262
Model:                  OLS    Adj. R-squared:       0.243
Method:                 Least Squares    F-statistic:      13.81
Date:                   Tue, 26 Jul 2022    Prob (F-statistic): 1.54e-11
Time:                   16:22:37    Log-Likelihood:    -109.28
No. Observations:       200    AIC:               230.6
Df Residuals:           194    BIC:               250.3
Df Model:                5
Covariance Type:        nonrobust
=====
                        coef      std err          t      P>|t|      [0.025      0.975]
-----
const                0.0101      0.234      0.043      0.966      -0.451      0.471
x1                   -0.0119      0.011     -1.112      0.268      -0.033      0.009
x2                   -0.0070      0.004     -1.926      0.056      -0.014      0.000
x3                   -8.995e-05    1.92e-05    -4.675      0.000      -0.000     -5.2e-05
x4                    9.11e-05    2.78e-05     3.280      0.001      3.63e-05     0.000
x5                    0.8738      0.219     3.995      0.000      0.442      1.305
=====
Omnibus:              58.873    Durbin-Watson:      1.963
Prob(Omnibus):        0.000    Jarque-Bera (JB):    20.595
Skew:                 -0.573    Prob(JB):            3.37e-05
Kurtosis:              1.924    Cond. No.            3.18e+04
=====
```

Organizational Silo Effect

```
=====
                        OLS Regression Results
=====
Dep. Variable:          y      R-squared:          0.056
Model:                  OLS    Adj. R-squared:       0.032
Method:                 Least Squares    F-statistic:      2.308
Date:                  Tue, 26 Jul 2022    Prob (F-statistic): 0.0458
Time:                  16:22:37    Log-Likelihood:   -137.93
No. Observations:      200    AIC:              287.9
Df Residuals:          194    BIC:              307.7
Df Model:               5
Covariance Type:       nonrobust
=====

               coef      std err          t      P>|t|      [0.025      0.975]
-----
const         -0.2782      0.270      -1.031      0.304      -0.811      0.254
x1             -0.0018      0.012      -0.146      0.884      -0.026      0.022
x2             -0.0014      0.004      -0.338      0.736      -0.010      0.007
x3             5.326e-06    2.22e-05      0.240      0.811     -3.85e-05    4.91e-05
x4             1.508e-05    3.21e-05      0.470      0.639     -4.81e-05    7.83e-05
x5              0.7834      0.252       3.104      0.002       0.286      1.281
=====

Omnibus:          1170.979    Durbin-Watson:       1.898
Prob(Omnibus):    0.000    Jarque-Bera (JB):    30.924
Skew:             0.148    Prob(JB):            1.93e-07
Kurtosis:         1.096    Cond. No.            3.18e+04
=====
```

Radio Silence

```
=====
                        OLS Regression Results
=====
Dep. Variable:          y      R-squared:          0.109
Model:                  OLS    Adj. R-squared:       0.086
Method:                 Least Squares    F-statistic:      4.749
Date:                  Tue, 26 Jul 2022    Prob (F-statistic): 0.000407
Time:                  16:22:37    Log-Likelihood:    -124.18
No. Observations:      200    AIC:              260.4
Df Residuals:          194    BIC:              280.1
Df Model:               5
Covariance Type:       nonrobust
=====

               coef      std err          t      P>|t|      [0.025      0.975]
-----
const         -0.6422      0.252      -2.549      0.012      -1.139      -0.145
x1              0.0273      0.011       2.373      0.019       0.005       0.050
x2              0.0029      0.004       0.742      0.459      -0.005       0.011
x3             5.002e-05    2.07e-05     2.413      0.017     9.14e-06     9.09e-05
x4             4.667e-05    2.99e-05     1.560      0.120     -1.23e-05     0.000
x5              0.5760      0.236       2.445      0.015       0.111       1.041
=====

Omnibus:             465.149    Durbin-Watson:       2.035
Prob(Omnibus):        0.000    Jarque-Bera (JB):    25.108
Skew:                 0.512    Prob(JB):            3.53e-06
Kurtosis:             1.598    Cond. No.            3.18e+04
=====
```

Prima Donna

```
=====
                        OLS Regression Results
=====
Dep. Variable:          y      R-squared:          0.023
Model:                  OLS    Adj. R-squared:       -0.002
Method:                 Least Squares    F-statistic:      0.9217
Date:                  Tue, 26 Jul 2022    Prob (F-statistic): 0.468
Time:                  16:22:37    Log-Likelihood:    -56.630
No. Observations:      200    AIC:              125.3
Df Residuals:          194    BIC:              145.1
Df Model:               5
Covariance Type:       nonrobust
=====
                        coef    std err          t      P>|t|      [0.025    0.975]
-----
const                1.1522      0.180      6.410      0.000      0.798      1.507
x1                   0.0033      0.008      0.398      0.691     -0.013      0.019
x2                  -0.0022      0.003     -0.784      0.434     -0.008      0.003
x3                   1.324e-05    1.48e-05      0.896      0.372    -1.59e-05    4.24e-05
x4                  -2.329e-05    2.13e-05     -1.091      0.277    -6.54e-05    1.88e-05
x5                  -0.1725      0.168     -1.026      0.306     -0.504      0.159
=====
Omnibus:              96.254    Durbin-Watson:      1.877
Prob(Omnibus):         0.000    Jarque-Bera (JB):    257.280
Skew:                  -2.251    Prob(JB):            1.36e-56
Kurtosis:              6.256    Cond. No.            3.18e+04
=====
```

Sharing Villainy

```
=====
                        OLS Regression Results
=====
Dep. Variable:          y      R-squared:          0.023
Model:                  OLS    Adj. R-squared:       -0.002
Method:                 Least Squares    F-statistic:      0.9326
Date:                  Tue, 26 Jul 2022    Prob (F-statistic): 0.461
Time:                  16:22:37    Log-Likelihood:    -120.16
No. Observations:      200    AIC:               252.3
Df Residuals:          194    BIC:               272.1
Df Model:               5
Covariance Type:       nonrobust
=====

               coef      std err          t      P>|t|      [0.025      0.975]
-----
const          0.9395        0.247        3.804      0.000        0.452        1.427
x1             -0.0086        0.011       -0.762      0.447       -0.031        0.014
x2              0.0024        0.004        0.627      0.531       -0.005        0.010
x3             1.9e-05      2.03e-05        0.935      0.351      -2.11e-05      5.91e-05
x4            -1.623e-05      2.93e-05       -0.553      0.581      -7.41e-05      4.16e-05
x5            -0.2586        0.231       -1.120      0.264       -0.714        0.197
=====

Omnibus:             51.669    Durbin-Watson:          2.044
Prob(Omnibus):        0.000    Jarque-Bera (JB):       38.997
Skew:                 -0.972    Prob(JB):               3.40e-09
Kurtosis:              2.053    Cond. No.               3.18e+04
=====
```


Organizational Skirmish

```
=====
                        OLS Regression Results
=====
Dep. Variable:          y      R-squared:          0.048
Model:                  OLS    Adj. R-squared:       0.024
Method:                 Least Squares    F-statistic:      1.966
Date:                  Tue, 26 Jul 2022    Prob (F-statistic): 0.0854
Time:                  16:22:37    Log-Likelihood:   -132.05
No. Observations:      200    AIC:              276.1
Df Residuals:          194    BIC:              295.9
Df Model:               5
Covariance Type:       nonrobust
=====

               coef      std err          t      P>|t|      [0.025      0.975]
-----
const          0.4590      0.262        1.751      0.082      -0.058      0.976
x1            -0.0017      0.012       -0.145      0.885      -0.025      0.022
x2             0.0088      0.004        2.151      0.033       0.001      0.017
x3            1.44e-05    2.16e-05      0.668      0.505     -2.81e-05    5.69e-05
x4            3.025e-06   3.11e-05      0.097      0.923     -5.84e-05    6.44e-05
x5            -0.4839      0.245       -1.974      0.050      -0.967     -0.001
=====

Omnibus:            1171.674    Durbin-Watson:       1.899
Prob(Omnibus):      0.000    Jarque-Bera (JB):    28.932
Skew:               0.584    Prob(JB):            5.22e-07
Kurtosis:           1.547    Cond. No.            3.18e+04
=====
```


Solution Defiance

```
=====
                        OLS Regression Results
=====
Dep. Variable:          y      R-squared:          0.362
Model:                  OLS    Adj. R-squared:      0.346
Method:                 Least Squares    F-statistic:      22.05
Date:                  Tue, 26 Jul 2022    Prob (F-statistic): 1.82e-17
Time:                  16:22:37    Log-Likelihood:    -40.579
No. Observations:      200    AIC:              93.16
Df Residuals:          194    BIC:              112.9
Df Model:               5
Covariance Type:       nonrobust
=====
                        coef      std err          t      P>|t|      [0.025      0.975]
-----
const                -0.0454      0.166      -0.274      0.785      -0.373      0.282
x1                   0.0111      0.008       1.467      0.144      -0.004      0.026
x2                  -0.0077      0.003      -2.980      0.003      -0.013     -0.003
x3                 -4.904e-05    1.36e-05     -3.593      0.000     -7.6e-05    -2.21e-05
x4                  3.544e-05    1.97e-05       1.799      0.074     -3.41e-06    7.43e-05
x5                   1.1580      0.155       7.465      0.000       0.852      1.464
=====
Omnibus:              72.849    Durbin-Watson:      1.904
Prob(Omnibus):        0.000    Jarque-Bera (JB):    173.038
Skew:                 -1.668    Prob(JB):            2.66e-38
Kurtosis:              6.104    Cond. No.:           3.18e+04
=====
```

Truck Factor Smell

```
=====
                        OLS Regression Results
=====
Dep. Variable:          y      R-squared:          0.036
Model:                  OLS    Adj. R-squared:       0.011
Method:                 Least Squares    F-statistic:      1.460
Date:                  Tue, 26 Jul 2022    Prob (F-statistic): 0.205
Time:                  16:22:37    Log-Likelihood:    -138.17
No. Observations:      200    AIC:              288.3
Df Residuals:          194    BIC:              308.1
Df Model:               5
Covariance Type:       nonrobust
=====
                        coef      std err          t      P>|t|      [0.025      0.975]
-----
const                0.7319      0.270        2.709      0.007      0.199      1.265
x1                   0.0089      0.012        0.726      0.469     -0.015      0.033
x2                   0.0047      0.004        1.118      0.265     -0.004      0.013
x3                   3.494e-06    2.22e-05      0.157      0.875    -4.04e-05    4.73e-05
x4                   -1.302e-05    3.21e-05     -0.406      0.685    -7.63e-05    5.03e-05
x5                   -0.5563      0.253       -2.202      0.029     -1.055     -0.058
=====
Omnibus:              1436.124    Durbin-Watson:      2.143
Prob(Omnibus):         0.000    Jarque-Bera (JB):    30.161
Skew:                  0.382    Prob(JB):            2.82e-07
Kurtosis:              1.258    Cond. No.            3.18e+04
=====
```

Unhealthy Interaction

```
=====
                        OLS Regression Results
=====
Dep. Variable:          y      R-squared:          0.047
Model:                  OLS    Adj. R-squared:       0.023
Method:                 Least Squares    F-statistic:      1.920
Date:                  Tue, 26 Jul 2022    Prob (F-statistic): 0.0927
Time:                  16:22:37    Log-Likelihood:   -138.35
No. Observations:      200    AIC:              288.7
Df Residuals:          194    BIC:              308.5
Df Model:               5
Covariance Type:       nonrobust
=====
                        coef      std err          t      P>|t|      [0.025      0.975]
-----
const                0.4406      0.270        1.629      0.105      -0.093      0.974
x1                   0.0131      0.012        1.065      0.288      -0.011      0.037
x2                  -0.0093      0.004       -2.216      0.028      -0.018     -0.001
x3                  4.042e-05    2.23e-05     1.817      0.071     -3.47e-06    8.43e-05
x4                  3.293e-05    3.21e-05     1.025      0.306     -3.04e-05    9.63e-05
x5                   0.1454      0.253        0.575      0.566      -0.353      0.644
=====
Omnibus:              1313.626    Durbin-Watson:      1.964
Prob(Omnibus):         0.000    Jarque-Bera (JB):   28.988
Skew:                  0.241    Prob(JB):           5.07e-07
Kurtosis:              1.198    Cond. No.           3.18e+04
=====
```

Toxic Communication

```
=====
                        OLS Regression Results
=====
Dep. Variable:          y      R-squared:          0.122
Model:                  OLS    Adj. R-squared:       0.099
Method:                 Least Squares    F-statistic:      5.387
Date:                  Tue, 26 Jul 2022    Prob (F-statistic): 0.000116
Time:                  16:22:37    Log-Likelihood:    -113.75
No. Observations:      200    AIC:              239.5
Df Residuals:          194    BIC:              259.3
Df Model:               5
Covariance Type:       nonrobust
=====
               coef      std err          t      P>|t|      [0.025      0.975]
-----
const          0.1175      0.239      0.491      0.624      -0.354      0.589
x1            -0.0162      0.011     -1.489      0.138      -0.038      0.005
x2             0.0063      0.004      1.679      0.095      -0.001      0.014
x3            7.585e-05    1.97e-05     3.855      0.000      3.7e-05      0.000
x4            1.405e-05    2.84e-05     0.495      0.621     -4.2e-05      7.01e-05
x5            -0.1190      0.224     -0.532      0.595      -0.560      0.322
=====
Omnibus:             19.490    Durbin-Watson:       2.107
Prob(Omnibus):        0.000    Jarque-Bera (JB):    19.327
Skew:                 0.704    Prob(JB):            6.36e-05
Kurtosis:             2.418    Cond. No.            3.18e+04
=====
```