

KAJIAN AWAL ANALISIS ATRIBUT YANG BERPOTENSI MEMPENGARUHI TINGKAT PENDANAAN PADA PROYEK 3D PRINTER DI PLATFORM CROWDFUNDING KICKSTARTER

Nugraha Muharafandy* dan Alva Edy Tontowi

Jurusan Teknik Industri, Fakultas Teknik, Universitas Gadjah Mada

Jl. Grafika No. 2, Yogyakarta 55281, Indonesia

*Email: nugraha.muharafandy@mail.ugm.ac.id

Abstrak

Salah satu alternatif mendapatkan modal bisa diperoleh dari penggalangan dana (*crowdfunding*). Dari keseluruhan proyek 3D Printer yang sukses pada platform Kickstarter, tidak semua proyek berada pada level pendanaan yang sama, oleh karena itu perlu untuk mengetahui hal-hal yang menyebabkan terjadinya perbedaan level pendanaan tersebut. Penentuan atribut yang berpotensi memiliki pengaruh terhadap level pendanaan dalam penelitian ini adalah dengan menggunakan pendekatan klasifikasi algoritma *Random Forest* dan *AttributeWeight*. Penelitian ini menghasilkan 3 atribut yang paling berpotensi terhadap level pendanaan, serta beberapa rule keputusan yang dapat menjadi acuan bagi creator untuk meningkatkan potensi dan peluang mendapatkan perolehan donasi pada platform *crowdfunding*.

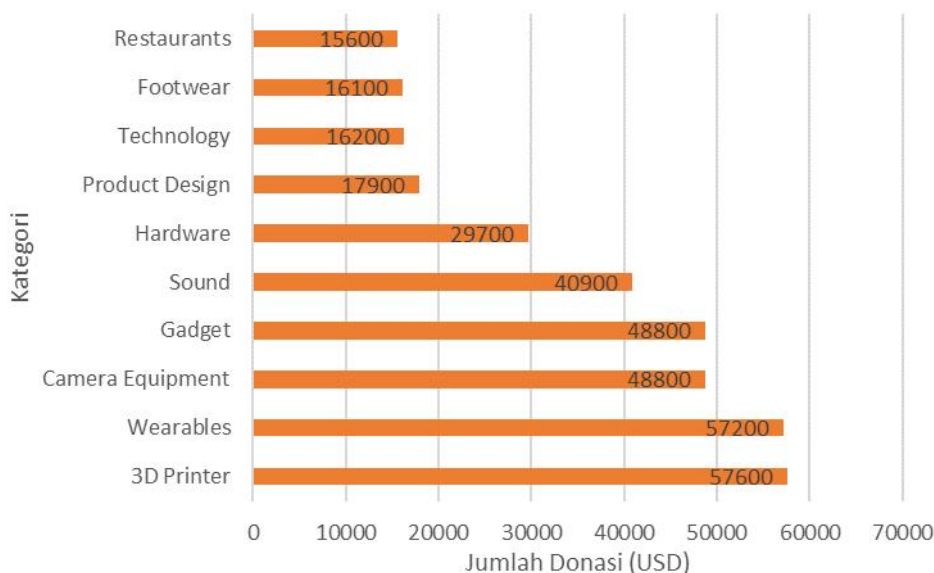
Kata kunci: 3D Printer, Crowdfunding, Data Mining, Funding level, Kickstarter, Random Forest.

1. PENDAHULUAN

Crowdfunding menjadi alternatif untuk mendapatkan modal dengan skema mengumpulkan dana secara *online* dalam skala yang kecil tetapi berasal dari jumlah masyarakat yang besar sehingga terkumpul dana yang signifikan, *Crowdfunding* diperkenalkan sebagai mediator inovatif, mudah dan fleksibel yang mempertemukan antara kalangan pengusaha, investor, dan pasar yang telah ditargetkan (Forbes dan Schaefer, 2017). Gera dan Kaur (2018) menambahkan *platform Crowdfunding* merupakan *platform* berbasis internet yang mengumpulkan dana dari para investor untuk berbagai kampanye yang digalang oleh para pembuat proyek yang bertujuan untuk memaksimalkan jumlah kesuksesan proyek dan dana yang digalang. Jumlah *platform Crowdfunding* pada tahun 2014 di dunia telah mencapai sebanyak 1.250 unit yang berhasil mengumpulkan dana mencapai \$16,2 Milliar. Pada tahun 2015 jumlah dana meningkat dua kali lipat sebesar \$34,3 Milliar dan diperkirakan kedepannya akan terus meningkat (Drake, 2017)

Penelitian ini akan berfokus pada *platform crowdfunding Kickstarter*, yang berdasarkan temuan Daciuk (2017) dua *platform crowdfunding* terbesar berdasarkan jumlah pengunjung setiap bulannya yaitu *Kickstarter* dan *Indiegogo*, jumlah pengunjung *Kickstarter* mencapai 63 Juta pengunjung sedangkan *Indiegogo* mencapai 28 Juta pengunjung. Kedua *platform* ini memiliki tipe *crowdfunding* yang sama yaitu *reward-base*, meskipun sama namun model bisnis yang diterapkan pada kedua *platform* tersebut berbeda. *Kickstarter* menerapkan model bisnis *All-or-nothing* (AoN) sedangkan *Indiegogo* adalah *Keep-it-All* (KiA). Model bisnis AoN berarti apabila pemilik proyek belum berhasil menerima sumbangan dana yang telah ditargetkan maka *platform* akan mengembalikan semua sumbangan kepada donatur, dan pemilik proyek tidak akan menerima apapun. Sedangkan model bisnis KiA berarti apabila proyek berhasil ataupun tidak dalam menerima sumbangan yang telah ditargetkan, *Platform* tetap memberikan semua donasi yang diterima kepada pemilik proyek. Cumming dkk (2015) menyatakan AoN memiliki peluang kesuksesan lebih besar dibandingkan model bisnis KiA namun memiliki resiko tinggi terhadap kehilangan semua donasi apabila tidak tercapai tujuannya, sementara KiA memiliki peluang keberhasilan dan resiko yang rendah, yang berarti *creator* tetap memperoleh donasi yang terkumpul walaupun di bawah tujuan yang telah ditargetkan. Cumming dkk (2015) menguji sebanyak 22.850 proyek pada model bisnis AoN serta KiA, dan menemukan bahwa rasio kesuksesan model bisnis AoN sebesar 64% jika dibandingkan dengan model bisnis KiA hanya sebesar 42%.

Platform Kickstarter juga telah memperoleh penghargaan dalam beberapa tahun kebelakang. Pada tahun 2010 *Kickstarter* dinobatkan sebagai “*Best Invention of 2010*” yang diberikan oleh majalah *The New York Times*. Pada tahun 2014 dinobatkan sebagai “*Best overall Startup*” yang diberikan oleh *Crunchies Award*, dan pada tahun 2018 dinobatkan sebagai “*Most Popular Crowdfunding Site*” yang diberikan oleh majalah *Inc.* Platform ini sejak tahun 2009 telah berhasil mengumpulkan lebih dari \$3 Milliar untuk mendanai lebih dari 150.000 proyek kreatif termasuk proyek 3D printer di dalamnya (*Kickstarter.com*).



*rata-rata donasi dari proyek-proyek sukses

Gambar 1. 10 Kategori Proyek Paling Banyak Didanai pada Platform Kickstarter Tahun 2017 (*digitaltrends.com*)

Berdasarkan temuan Chang (2017) dalam *digitaltrends.com*, kategori proyek 3D printer menempati peringkat pertama dalam jenis proyek sukses yang paling banyak didanai pada Platform yang dinobatkan sebagai “*Most Popular Crowdfunding Site*” tahun 2018. Proyek sukses 3D printer ini tidak hanya mencapai target dana (*goal*) namun mampu mendapatkan dana secara besar-besaran melampaui target dananya (*overfunded*). Istilah *overfunded* masih memiliki perbedaan definisi, *overfunded* diistilahkan pada saat pendanaan proyek melebihi dari target dananya (Frydrych dkk, 2014). Ada juga yang mengistilahkan pada saat pendanaan proyek jauh melebihi dari target dananya (Mollick, 2014). Gera dan Kaur (2018) lebih spesifik menjelaskan tentang *overfunding* ini, proyek dinyatakan *overfunding* apabila *funding level* melebihi 120 %, sedangkan 100 %-120 % dinyatakan sebagai *funded*.

Meskipun setiap proyek 3D printer yang dikampanyekan di Platform *Kickstarter* memiliki kesempatan yang sama namun hal tersebut tidak serta merta menjamin bahwa nantinya setiap proyek tersebut akan berada di level pendanaan yang sama. Bagaimanapun perolehan dana yang besar sangat diharapkan bagi proyek yang berorientasi pada produksi massal (Malave, 2012).

Beberapa penelitian terdahulu telah membicarakan sedikit tentang fenomena *overfunding* ini seperti Malave (2012), Mollick (2014), Barbi dan Bigelli (2015), serta Gabison, (2015). Namun penelitian-penelitian tersebut belum menganalisis atribut yang mendasari terjadinya *overfunding*. Adapun penelitian terkait atribut-atribut yang mempengaruhi *overfunding* baru benar-benar dilakukan oleh Cordova dkk (2015) dan Koch (2016), akan tetapi konteks penelitian tersebut tidak berfokus pada proyek 3D printer.

Berdasarkan pemaparan tersebut, perlunya penelitian ini dilakukan yang bertujuan untuk mengetahui atribut-atribut yang menyebabkan terjadinya perbedaan dalam *funding level* proyek 3D printer *Kickstarter*. *Funding level* yang dimaksud adalah proyek pada level pendanaan melebihi 120% dan kurang dari 120%.

2. METODOLOGI

2.1. Data Mining

Data Mining merupakan suatu cara untuk menemukan suatu pengetahuan atau informasi yang berguna dari data berskala besar. Menurut Han dkk (2011) *Data Mining* merupakan proses yang menggunakan teknik statistik, matematika, kecerdasan buatan, dan informasi yang bermanfaat dan pengetahuan yang terkait dari berbagai database besar. Senada dengan yang disampaikan oleh Amatriain dkk (2015) sebagian besar teknik perlu disesuaikan dengan tingginya dimensi dan heterogenitas data yang meluas dalam masalah *Data Mining* yang menggunakan metode dan teknik yang diambil dari pembelajaran mesin, kecerdasan buatan, statistik, dan sistem basis data.

Larose (2005) menyatakan *Data Mining* dibagi menjadi beberapa kelompok berdasarkan peran yang dapat dilakukan, yaitu:

- a. Estimasi
Estimasi memiliki atribut numerik, dan untuk variabel label estimasi juga numerik
- b. Prediksi
Prediksi hampir serupa dengan estimasi, namun di dalam prediksi terdapat time series dan nilai dari hasil yang akan ada di masa mendatang
- c. Klasifikasi
Klasifikasi *Data Mining* adalah penempatan objek-objek ke salah satu dari beberapa kategori yang telah ditentukan sebelumnya. Klasifikasi banyak digunakan untuk memprediksi kelas pada suatu label tertentu. Konsep dasar klasifikasi adalah mengumpulkan data atau data input, digunakan untuk memproses saat melakukan klasifikasi data.
- d. *Clustering*
Clustering merupakan suatu metode untuk mengurangi dimensi data dari atribut yang berlebihan misalnya ada data yang memiliki kemiripan karakteristik (*similarity*) antara satu data dengan data yang lain. *Clustering* juga termasuk salah satu metode *Data Mining* yang bersifat tanpa target/label (*Unsupervised*).
- e. Asosiasi
Metode asosiasi dalam *Data Mining* merupakan suatu cara untuk menemukan atribut yang muncul dalam suatu waktu. Dalam dunia bisnis lebih umum disebut analisis keranjang belanja.

2.2. Klasifikasi

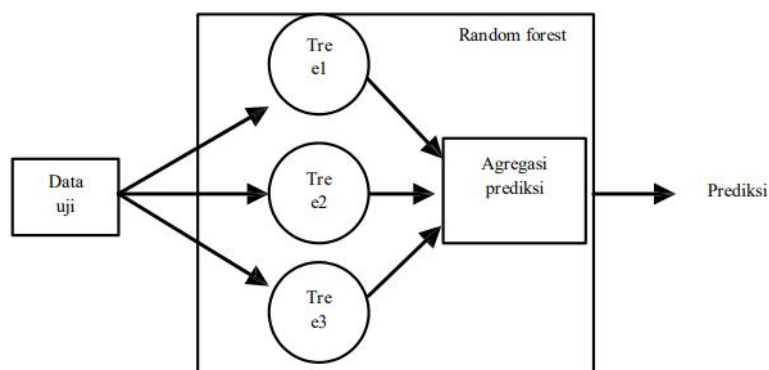
Klasifikasi merupakan pemetaan antara ruang atribut dan ruang label, atribut akan mewakili karakteristik elemen untuk mengklasifikasikan dan label mewakili kelas (Amatriain dkk, 2015). Dalam *data mining* proses klasifikasi dilakukan dengan menerapkan suatu algoritma pada bongkahan data tertentu yang sesuai dengan algoritma yang digunakan. Ada banyak algoritma serta alat yang dapat digunakan untuk memproses algoritma pada sebuah set data. Klasifikasi *data mining* akan menempatkan objek-objek kepada salah satu dari beberapa kategori yang telah ditentukan sebelumnya. Klasifikasi telah banyak digunakan untuk memprediksi kelas pada suatu label tertentu. Konsep dasar klasifikasi adalah mengumpulkan data input, yang digunakan untuk memproses saat melakukan klasifikasi data.

Penelitian ini akan menggunakan 100 data input dari proyek 3D *Printer* pada *platform* Kickstarter. Dari data input tersebut maka nantinya akan dibagi menjadi dua bagian, yaitu *training set* dan *testing set*. *Training set* digunakan untuk membuat model klasifikasi dan memprediksi kelas dari data-data yang baru, sedangkan *testing set* adalah data yang digunakan untuk mengevaluasi kinerja model klasifikasi (Kamath dan Kamat, 2016). Banyak penelitian terdahulu telah menjelaskan mengenai rasio yang digunakan untuk menentukan *training set* dan *testing set*, salah satunya penelitian Dobbin dan Simon (2011) tentang rasio yang optimal untuk *training* dan *testing set* data klasifikasi, peneliti menyatakan bahwa rasio yang optimal adalah 2/3 untuk *training set* dan 1/3 untuk *testing set*.

2.3. Algoritma *Random Forest*

Random Forest merupakan turunan dari kelompok algoritma *Tree*. Metode *Random Forest* merupakan penerapan dari metode *bootstrap aggregating (bagging)* dan *random feature selection*.

Sehingga, *Random Forest* memiliki banyak pohon yang tumbuh sehingga pembentukan hutan (*forest*) yang nantinya akan dianalisis pada kumpulan pohon tersebut (Hastie dkk, 2017).



Gambar 2. Proses Prediksi *Random Forest*

Dengan proses pemilihan atribut yang acak pada pembangunan *tree*, *random Forest* dapat menangani data dengan dimensi tinggi dengan baik dibanding model classifier lainnya. Berbeda dengan *Decision Tree* biasa, *overfitting* diatasi dengan menjaga variansi model *tree* dalam *forest*. Dalam *Random Forest* umumnya tidak terdapat *leaf pruning* (penghilangan *node leaf*), tetapi variasi *Random Forest* seperti *Hough Forest* dalam implementasinya menerapkan *leaf pruning* untuk menghilangkan *leaf node* dengan probabilitas rendah (Hastie dkk, 2017).

2.4. Objek Penelitian

Tujuan dari penelitian ini adalah untuk mengetahui atribut-atribut yang berpotensi mempengaruhi level pendanaan pada proyek sukses 3D *printer* di *Platform Kickstarter*. Oleh karena itu objek yang digunakan dari penelitian pendahuluan ini adalah data proyek sukses 3D *printer* di *Platform Kickstarter* yang diambil dari tahun 2016 hingga 2018, dengan jumlah total sebanyak 100 proyek sukses 3D *printer*.

2.5. Pengumpulan Data

Penelitian kuantitatif merupakan penelitian untuk memperoleh data yang berbentuk angka atau data kualitatif yang diangkakan. Pada penelitian ini, data yang dikumpulkan adalah data proyek sukses 3D *printer* dari tahun 2016-2018 berupa jumlah donasi yang diterima, target dana (*goal*), durasi kampanye, *reward level*, rata-rata harga *reward*, jumlah foto, video, *Smog-Grade* deskripsi produk, *SMOG-Grade* kolom *risk & challenge*, jumlah teman Facebook, *label* proyek “*project we love*”, spesifikasi produk *speed*, *resolution*, *build area*, tipe teknologi.

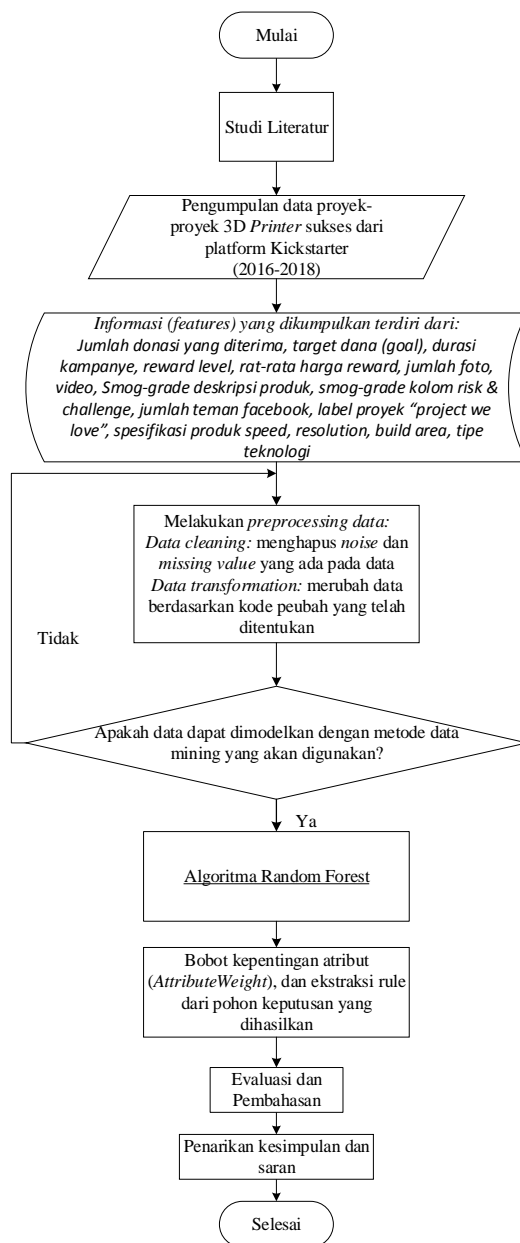
Tabel 1. Atribut Penelitian

Aspek	Atribut	Referensi
<i>Campaign Condition</i>	<i>Goal</i>	Mollick (2014); An dkk (2014); Frydrych dkk (2014); Mullerleile dan Joenssen (2015); Cordova dkk (2015); Koch (2016); Ahmad dkk (2018); Wang dkk (2018)
	Durasi Kampanye (hari)	Mollick (2014); Cordova dkk (2015); Koch (2016); Wang dkk (2018)
	<i>Reward Level</i>	An dkk (2014); Frydrych dkk (2014); Koch (2016); Ahmad dkk (2018)
<i>Project Information</i>	Rata-rata harga per- <i>reward</i> (\$)	Daniele dan Luigi (2017)
	<i>Textual information</i>	Ahmad dkk (2018)
	<i>Media-Based Information</i>	Koch dan Seiring (2015); Koch (2016); Drabløs dan Shneor (2015)

Aspek	Atribut	Referensi
Founder Related	Jumlah Teman	Mollick (2014); Koch dan Seiring (2015)
Platform Related	Indication of quality	Koch (2016)
Product Influence	Product Spesification	Hsee dkk (2008)

2.6. Alur Penelitian

Gambar 3 menunjukkan diagram alir dari keseluruhan tahap penelitian yang dilakukan.



Gambar 3. Diagram Alur Penelitian

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Penelitian ini menggunakan data proyek sukses 3D *printer* yang dikumpulkan dari *Platform Crowdfunding Kickstarter* dari tahun 2016 hingga 2018 dengan bantuan program *Web Scraper* di peramban *Google Chrome*. Data ini terdiri 100 proyek sukses dan 14 atribut. Beberapa atribut memiliki data berupa *link* yang merupakan hasil tangkapan *Web-scraping* kemudian data dibersihkan, selanjutnya dilakukan transformasi data. Proses transformasi data merupakan proses untuk mengubah data menjadi format yang sesuai dengan proses pengolahan *mining*. Sebelum dilakukannya pengolahan data dengan menggunakan algoritma *random forest*, penulis perlu membagi data menjadi dua bagian, yaitu *training set* dan *testing set*. Rasio pembagian antara *training set* dan *testing set* dilakukan berdasarkan aturan-aturan yang umum atau berdasarkan penelitian sebelumnya yaitu 60% dari keseluruhan data digunakan sebagai *training data* dan sisanya sebanyak 40% sebagai *testing data*.

Tabel 2. Aturan Tranformasi

Aspek	Sub-Aspek	Atribut	Keterangan
<i>Campaign Condition</i>		Funding level	1: Funded, 2: High Funded
		Goal	1: <=\$11.295, 2: >\$11.295
		Durasi Kampanye (hari)	1: <=30Hari, 2: >30Hari
		Reward Level	1: <= 9 level, 2: >9 level
		Rata-rata harga reward (\$)	1: <= \$367, 2: >\$367
<i>Project Information</i>	<i>Textual information</i>	SMOG-Grade Deskripsi Produk	1: <= 12, 2: >12
		SMOG-Grade Risk & Challenge	1: <=12, 2: >12
		Jumlah Foto	1: <=18 Foto, 2: >18 Foto
<i>Founder Related</i>	<i>Media-Based Information</i>	Video	0: Tidak Ada, 1: Ada
		Jumlah Teman Facebook	1: <=1247, 2: >1247
<i>Platform Related</i>	<i>Indication of quality</i>	Label Project We Love	0: Tidak Ada, 1: Ada
<i>Product Influence</i>		<i>Product Spesification Information</i>	Prod Specs-Speed
	Prod Specs-Resolution		0: Tidak Ada, 1: Ada
	Prod Specs-Build Area		0: Tidak Ada, 1: Ada
		Prod Specs-Tipe Teknologi	1: FDM, 2: SLA, 3: DLP, 4: Lainnya

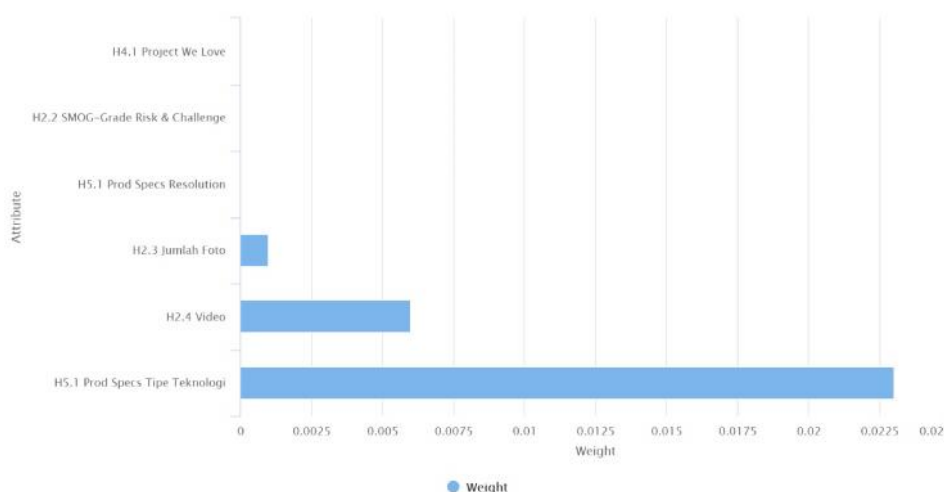
Setelah dilakukan tahap *preprocessing data* yang terdiri dari *data cleaning* dan *data transformation*, maka tahap selanjutnya melakukan uji klasifikasi algoritma *Random Forest* dengan bantuan *software Rapidminer 9*.

Tabel 3. Performansi data

	<i>True High Funded</i>	<i>True Funded</i>	<i>Class Precision</i>
<i>Pred. High Funded</i>	44	16	73,33%
<i>Pred. Funded</i>	0	0	0%
<i>Class Recall</i>	100%	0%	

Accuracy 73,33%

Dari tabel 3, dapat terlihat bahwa dengan menggunakan algoritma *Random Forest* pada software *Rapidminer* yang ditunjukkan oleh akurasi sebesar 73,33%. Nilai ini menunjukkan bahwa sebanyak 73,33% dari 40 data *testing set* terdapat kesesuaian prediksi antara data proyek 3D *Printer* dengan *rule* yang diperoleh menggunakan algoritma *Random Forest*.

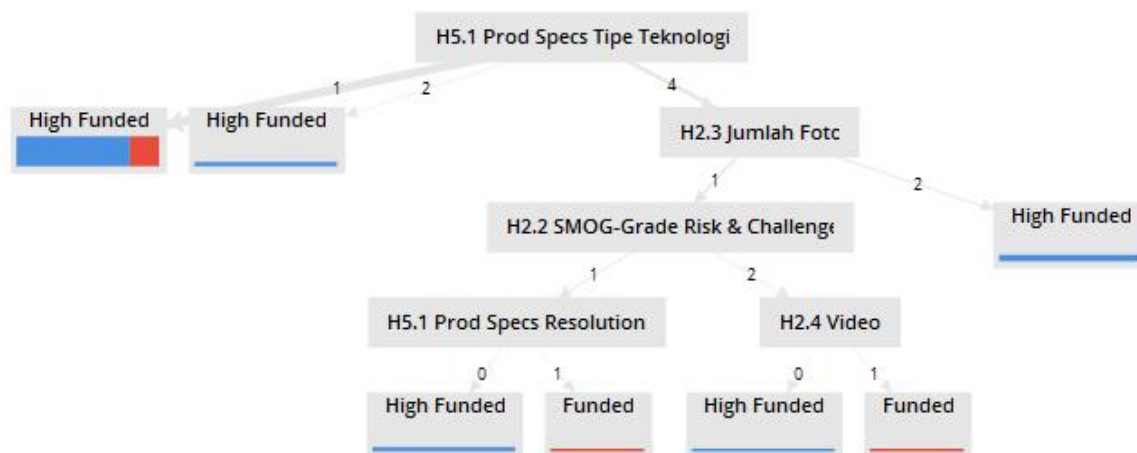
**Gambar 4. Bobot Atribut (*Attribute Weight*)**

Tahap selanjutnya adalah mengukur tingkat kepentingan masing-masing atribut. Tingkat kepentingan diketahui berdasarkan kontribusi informasi yang diberikan (*information gain*) oleh masing-masing atribut. Pada tahap ini dilakukan dengan menggunakan bantuan perangkat lunak *Rapid Miner 9*. Berikut adalah hasil pembobotan masing-masing atribut yang telah diurutkan dari terbesar hingga terkecil.

Tabel 4. Tingkat Kepentingan Atribut

Atribut	Bobot
Prod Specs Tipe Teknologi	0,023
Video	0,006
Jumlah Foto	0,001
Prod Specs Resolution	0,000
SMOG Grade Risk & Challenge	0,000
Label <i>Project We Love</i>	0,000

Berdasarkan tingkat kepentingan atribut tersebut, maka pohon keputusan yang dibentuk oleh metode klasifikasi *Random Forest* adalah sebagai berikut.



Gambar 5. Salah Satu Pohon Keputusan yang Dihasilkan dari *Random Forest*

Rule yang dihasilkan dari pohon keputusan pada gambar 5, adalah sebagai berikut:

IF H5.1 Prod Specs Tipe Teknologi = 1: High Funded {High Funded=31, Funded=8}
IF H5.1 Prod Specs Tipe Teknologi = 2: High Funded {High Funded=4, Funded=0}
IF H5.1 Prod Specs Tipe Teknologi = 4 **THEN**
 | H2.3 Jumlah Foto = 1 **THEN**
 | | H2.2 SMOG-Grade Risk & Challenge = 1 **THEN**
 | | | H5.1 Prod Specs Resolution = 0: High Funded {High Funded=4, Funded=0}
 | | | H5.1 Prod Specs Resolution = 1: Funded {High Funded=0, Funded=2}
 | | H2.2 SMOG-Grade Risk & Challenge = 2 **THEN**
 | | | H2.4 Video = 0: High Funded {High Funded=2, Funded=0}
 | | | H2.4 Video = 1: Funded {High Funded=0, Funded=2}
 | H2.3 Jumlah Foto = 2: High Funded {High Funded=7, Funded=0}

4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan maka didapat kesimpulan bahwa setelah dilakukan pembobotan atribut diperoleh bahwa 3 atribut yang paling berpotensi mempengaruhi level pendanaan pada proyek 3D *printer platform Kickstarter*.

Selain itu, algoritma klasifikasi *random forest* dapat digunakan untuk menemukan pola *level* pendanaan proyek 3D *printer*. *Rule* yang dihasilkan dapat dijadikan sebagai informasi baru yang berguna bagi *creator* dalam meningkatkan potensi dan peluang keberhasilan proyek 3D *Printer*.

DAFTAR PUSTAKA

- Amatriain, X., Jaimes, A., Oliver, N., & Pujol, J. M. (2015). *Chapter 2-Data Mining Methods for Recommender Systems*. United State: Springer US.
- Barbi, M., & Bigelli, M. (2015). Crowdfunding Practices in and Outside the US. *SSRN Electronic Journal*.
- Chang, L. (2017). Successful Kickstarters Have These Things In Common | Digital Trends., from www.digitaltrends.com. Diakses 13 January 2019.
- Cordova, A., Dolci, J., & Gianfrate, G. (2015). The determinants of crowdfunding success: evidence from technology projects. *Procedia-Social and Behavioral Sciences*, 181, 115–124.
- Cumming, D. J., Leboeuf, G., & Schwienbacher, A. (2015). *Crowdfunding Models: Keep-It-All vs. All-Or-Nothing* *. www.leeds-faculty.colorado.edu
- Daciuk, E. (2017). Best Crowdfunding Site: Indiegogo vs Kickstarter vs Patreon. www.fitsmallbusiness.com. Diakses 7 May 2018.
- Dobbin, K. K., & Simon, R. M. (2011). *Optimally splitting cases for training and testing high dimensional classifiers*. *BMC Medical Genomics* (Vol. 4).
- Drabløs, C., & Shneur, R. (2015). *What influences crowdfunding campaign success*. University of Agder.

- Drake, D. (2017). 2,000 Global Crowdfunding Sites to Choose from by 2016: Top 5 Growth Indicators | HuffPost. www.huffingtonpost.com. Diakses 20 Januari 2019
- Forbes, H., & Schaefer, D. (2017). Guidelines for Successful Crowdfunding. *Procedia CIRP 60-ScienceDirect*.
- Frydrych, D., Bock, A. J., Kinder, T., & Koeck, B. (2014). Exploring entrepreneurial legitimacy in reward-based crowdfunding. *Venture Capital*, 16(3), 247–269.
- Gabison, G. A. (2015). *Equity Crowdfunding: All Regulated but Not Equal*. *DePaul Business and Commercial Law Journal* (Vol. 13).
- Gera, J., & Kaur, H. (2018). A novel framework to improve the performance of crowdfunding platforms. *ICT Express*, 4(2), 55–62.
- Han, J., Kamber, M., & Pei, J. (2011). *Data mining : concepts and techniques*. Elsevier Science.
- Hastie, T., Tibshirani, R., & Friedman, J. (2017). *Springer Series in Statistics The Elements of Statistical Learning Data Mining, Inference, and Prediction* (2nd ed.). Standford: Springer.
- Kamath, R. S., & Kamat, R. K. (2016). Supervised Learning Model For Kickstarter Campaigns With R Mining. *International Journal of Information Technology, Modeling and Computing (IJITMC)*, 4(1).
- Kickstarter.com. (2018). Kickstarter Stats — Kickstarter. www.kickstarter.com. 20 September 2018.
- Koch, J. A. (2016). The phenomenon of project overfunding on online crowdfunding platforms – Analyzing the drivers of overfunding. *Proceedings of the 24th European Conference on Information Systems (ECIS)*, (September).
- Larose, D. T. (2005). *Discovering Knowledge in Data: An Introduction to Data Mining*. New Jersey: John Wiley & Sons.
- Malave, I. (2012). Why Kickstarter Should More Fully Integrate Social Media.