

## PEMBELAJARAN MESIN UNTUK MENILAI KELAYAKAN KREDIT PROYEK RETROFIT: MULTINOMIAL LOGIT

Eka Sudarmaji<sup>1\*</sup>, Sri Ambarwati<sup>2</sup>, Herlan<sup>3</sup>

<sup>1,2,3</sup> Fakultas Ekonomi and Bisnis, *University of Pancasila, Jakarta, Indonesia*

DOI: <https://doi.org/10.24123/jati.v15i2.4912>

### **Abstract**

*Creditworthiness assessment was one of the first areas to apply machine learning techniques in economics. The creditworthiness of retrofit protection was vital for ESCO in determining the credit scoring. This study aimed to develop a retrofitting assessment model to utilize machine learning with multinomial logistic (MNL) and life cycle cost analysis (LCCA). This study aims to provide an evaluation of creditworthiness models from the evaluation of financing alternative in Indonesia's energy efficiency industry. The goal was to reduce the total of prediction error, which comprised bias, variance, and fundamental error. The findings demonstrated that machine learning approaches might yield significantly greater prediction accuracy. In addition, machine learning is also expected to automatically capture the nonlinear relationship between input features and selected results. This study is also expected to draw on ideas from machine learning to develop an enhanced model for retrofitting creditworthiness research and suggest new research directions.*

*Keyword: Creditworthiness; ESCO; LCCA; Machine Learning; Multinomial Logit.*

### **Abstrak**

*Penilaian kelayakan kredit adalah aktivitas di bidang ekonomi yang menerapkan teknik pembelajaran mesin. Kelayakan kredit pada proyek retrofit sangat penting bagi kelangsungan hidup ESCO dalam menentukan penilaian kredit pelanggan. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model penilaian retrofit dengan memanfaatkan pembelajaran mesin melalui multinomial logit (MNL) dan analisis biaya siklus hidup (LCCA). Penelitian ini juga bertujuan untuk memberikan evaluasi model kelayakan kredit melalui evaluasi pembiayaan alternatif industri efisiensi energi di Indonesia. Tujuannya adalah untuk mengurangi kesalahan prediksi total yang terdiri atas bias, varians, dan kesalahan fundamental. Temuan menunjukkan bahwa pendekatan pembelajaran mesin dapat menghasilkan akurasi prediksi yang jauh lebih besar dibandingkan analisa ekonometrik biasa. Selain itu, pembelajaran mesin juga diharapkan dapat secara otomatis menangkap hubungan nonlinier antara fitur input (variabel input) dan hasil yang dipilih. Penelitian ini juga diharapkan memanfaatkan ide-ide dari pembelajaran mesin dalam rangka mengembangkan model yang disempurnakan untuk penelitian kelayakan kredit retrofit dan menyarankan beberapa arah penelitian baru di kemudian hari.*

*Kata kunci: ESCO; Kelayakan Kredit; LCCA; Multinomial Logit; Pembelajaran Mesin.*

## PENDAHULUAN

Permintaan energi Indonesia meningkat sebagai akibat dari pertumbuhan infrastruktur dan ekonomi. Seiring dengan pertumbuhan permintaan energi, peluang efisiensi energi juga semakin luas dalam berbagai sektor di Indonesia. Proyek retrofit energi efisiensi memiliki potensi sangat besar di dunia termasuk di Indonesia. Namun, hanya sebagian kecil dari potensi yang tersedia ini yang dapat dikerjakan. Di bawah inovasi teknologi, retrofit energi efisiensi layak secara teknis dan ekonomis untuk dikerjakan. Munculnya teknologi baru dapat meningkatkan efisiensi sehingga proyek retrofit secara ekonomi berkembang dengan pesat dan banyak proyek retrofit mulai tersedia di pasaran. Namun, proses adopsi retrofit energi efisiensi di antara pemilik bisnis masih rendah. Hal ini disebabkan kurangnya kesadaran tentang potensi penghematan dari teknologi terbaik yang tersedia (salah satu hambatanya). Oleh karena itu, pemerintah perlu membantu dan memberi insentif kepada perusahaan jasa energi (*ESCO*) untuk memasuki sektor retrofit energi efisiensi bangunan. Insentif ini diperlukan untuk mengatasi paradoks kesenjangan energi dan memberikan akses yang luas bagi *ESCO* untuk berkembang.

Indonesia akan menerima banyak manfaat dari efisiensi energi bangunannya. Dengan mendukung *ESCO* dan memperkenalkan aturan skema pendanaan baru dalam membangun industri efisiensi energi, pemerintah akan memastikan dapat mengurangi permintaan konsumsi energi. Hal ini membantu menghilangkan kebutuhan untuk pembangkit listrik tenaga batubara baru dan mengurangi kebutuhan energi yang membutuhkan lebih banyak pembangkit seperti itu. Di samping itu juga menurunkan impor energi, meningkatkan keamanan energi, menciptakan lapangan kerja dan bisnis baru, meningkatkan efisiensi dan kompetensi perusahaan, mengurangi emisi, dan mengurangi kebutuhan pembangunan pembangkit listrik.

Di tingkat perusahaan, efisiensi energi yang lebih tinggi akan mengurangi biaya operasi dan meningkatkan profitabilitas. Di tingkat nasional, peningkatan efisiensi energi menyiratkan pengurangan impor energi sehingga mengurangi tekanan devisa. Hal ini juga meningkatkan ketersediaan sumber daya energi terbarukan untuk dimanfaatkan dan memungkinkan peningkatan kegiatan yang bergantung pada energi untuk berkontribusi pada kesejahteraan ekonomi penduduk. Masyarakat juga mendapat manfaat dari peningkatan efisiensi energi melalui pengurangan emisi CO<sub>2</sub>. Namun, upaya untuk mendorong efisiensi energi di Indonesia terhambat oleh faktor-faktor, seperti kurangnya insentif ekonomi, model bisnis yang beragam, dan pilihan pembiayaan yang terbatas. Selain itu, upaya promosi terhambat oleh undang-undang yang tidak kohesif.

### Industri Efisiensi Energi dan Praktek Retrofit

Subjek dalam penelitian ini adalah program retrofit bagi indutsri efisiensi energi yang ditujukan untuk mengurangi penggunaan energi listrik dengan beralih ke peralatan pencahayaan yang lebih hemat energi dari peralatan konvesional. Pencahayaan menggunakan peralatan efisiensi energi secara teknis dapat menghemat 4,5 kali energi listrik dan memiliki umur 1,5 kali lebih lama dari peralatan pencahayaan konvensional (Almeida, dkk., 2014; Bennich, 2015; Polzin, dkk., 2016). Peningkatan jumlah jam pemakaian peralatan hemat energi atau peningkatan biaya energi per *kilowatt* juga akan mempengaruhi durasi tingkat pengembalian investasi proyek retrofit. Proyek retrofit akan lebih menguntungkan dan bebas risiko jika pengembalian investasinya bersifat tinggi (*ROI*).

Pada penelitian ini, retrofit didefinisikan sebagai penggantian peralatan lama (yang boros energi) dengan peralatan baru (yang efisiensi energi) atau pengembangan infrastruktur baru untuk meningkatkan efisiensi energi dan memotong tagihan listrik sebelum peralatan lama dihancurkan atau masa ekonomi produk berakhir (Dobbs et al., 2013; Frankel, dkk., 2013; Hejazi, dkk., 2016; Husin, dkk., 2017; McWilliams dan Walker, 2005). Perbandingan antara peralatan efisiensi energi dan pencahayaan tradisional, seperti yang ditunjukkan pada Tabel 1 di bawah ini.

**Tabel 1. Perhitungan Penggunaan Lampu LED dengan TLD**

<i>No</i>	<i>Description</i>	<i>TLD</i>	<i>LED TUBE</i>
1	Konsumsi energi ( <i>Watt</i> )	72,00	16,00
2	Jam operasional	8,00	8,00
3	Konsumsi listrik/ <i>Kwh Year</i>	8,77	46,72
4	Tagihan listrik/ <i>Kwh</i>	1,13	1,13
7	Biaya listrik dalam <i>IDR</i>	236,52	52,56
8	Waktu masa hidup produk/ <i>Life Cycle</i> dalam jam	10,00	15,00
9	Waktu masa hidup produk/ <i>Life Cycle</i> dalam tahun	3,00	5,00
10	Harga lampu	12,45	81,00
11	Perbedaan masa hidup lampu <i>TLD</i> dengan <i>LED</i>	6,23	-
12	Biaya energi per tahun	242,75	52,56
13	Perbedaan penghematan biaya lampu <i>TLD</i> vs. <i>LED</i>	-	190,19
14	Penghematan biaya energi dalam %		78.35%

**Sumber: Kompilasi Penulis**

Di bawah konsep ini, proyek retrofit akan membutuhkan investasi dan nilai proyek retrofit akan ditentukan oleh waktu dan tingkat pengembalian investasi. Waktu pengembalian investasi, biaya energi, dan jam operasional semuanya ditentukan oleh nilai awal investasi (Fuller & Petersen, 1996; Mearig, dkk., 1999; Ruparathna, dkk., 2017). Akibatnya, keberhasilan program investasi proyek retrofit ditentukan oleh jam operasional fasilitas atau peralatan tersebut. Model kontrak investasi proyek retrofit ini biasa disebut sebagai kontrak Kinerja Hemat Energi atau *Energy Saving Performance Contract (ESPC)* dan Perjanjian Penghematan Energi atau *Energy Saving Agreement (ESA)*.

Kedua model kontrak *ESPC* dan *ESA* di atas adalah dua proyek pembiayaan investasi retrofit yang ada di dalam skema pendanaan perusahaan MWS. Saat ini, hal tersebut banyak digunakan dan cukup terkenal di negara-negara maju, seperti Amerika Serikat, Eropa, dan *China*. Ide utama dari kedua model kontrak tersebut, yaitu pelanggan SHJ membayar investasi awal yang dikeluarkan oleh perusahaan MWS. Kemudian dapat diambil dari hasil penghematan biaya energi yang dihasilkan akibat pergantian peralatan yang terjadi pada perusahaan SHJ, sebagaimana diungkapkan dalam kegiatan proyek retrofit, seperti yang diutarakan dalam keterangan di awal.

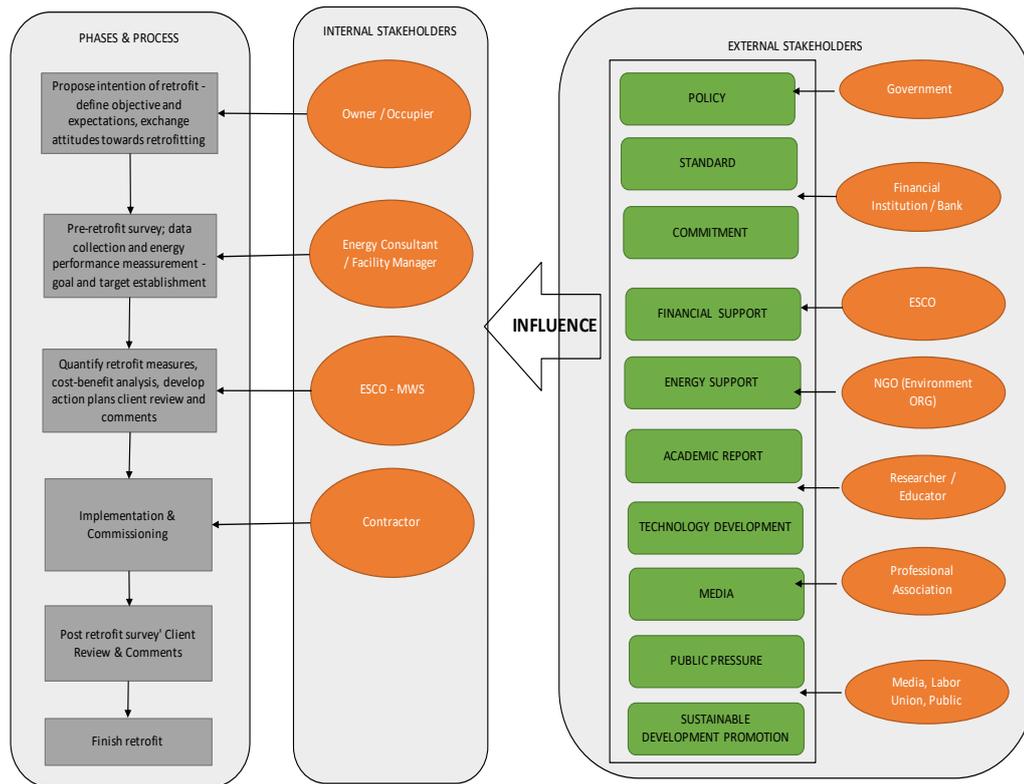
Perkembangan teknologi atau inovasi peralatan efisiensi energi adalah salah satu alasan penulis menyelidiki kelayakan proyek retrofit di dalam industri efisiensi energi di Indonesia. Di banyak penelitian empiris, adopsi teknologi baru juga menciptakan rintangan bagi perusahaan atau individu untuk melakukan pergantian peralatan yang hemat energi dan menghasilkan konsumsi energi yang efisien. Selain itu, para peneliti berharap bahwa hambatan penggunaan teknologi efisiensi energi saat ini dapat terus dikurangi dan dikelola dengan benar (Fornara, dkk., 2016; Heesen & Madlener, 2016; Stern, 2011). Semua hambatan perilaku ini diperhitungkan atau dihitung sebagai bagian dari biaya transaksi ekonomi yang terjadi. Dengan demikian, penulis dipaksa harus memahami bagaimana proses perilaku pada konservasi energi bekerja dan dampaknya bagi model bisnis *ESCO*, nilai investasi, dan pilihan pembiayaan baru yang hasil akhirnya akan menguntungkan semua pihak.

Saat pertama kali memulai proses penilaian kelayakan investasi retrofit, *ESCO* melakukan verifikasi/validasi meliputi proses analisis kredit, proses *feasibility* proyek atas tingkat pengembalian investasi, dan proses pencairan atau eksekusi proyek. Penilaian kredit dalam proses retrofit dalam industri efisiensi energi harus dipahami sebagai proses *life-cycle* berbasis bisnis model layanan-produk terpadu atau *Product Service System (PSS)*. Sementara proses *feasibility* proyek retrofit atas tingkat pengembalian investasi, seperti uraian di atas,

dimaksud sebagai proses negosiasi untuk meningkatkan probabilitas kelayakan investasi atas proyek retrofit hemat energi dari peristiwa *non-default* sehingga memungkinkan *ESCO* untuk berkonsentrasi pada masalah komersial proyek retrofit, termasuk bagaimana mengeksekusi pembiayaan proyek efisiensi energi sebuah perusahaan.

Penelitian ini berlangsung antara Juni 2020 sampai dengan April 2021. Untuk penelitian ini, penulis memilih untuk menampilkan nama samaran atau nama *pseudo* atas *ESCO* yang dimaksud. Penelitian berbasis kasus bisnis ini berdasarkan aktivitas investasi proyek yang dijalankan oleh perusahaan penyedia layanan energi atau *ESCO*. Dalam studi kasus ini disamarkan sebagai PT MWS atau disingkat MWS. Informasi tentang retrofit dikumpulkan langsung dari direktur perusahaan, eksekutif puncak, dan manajer umum MWS. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan permodelan kelayakan kredit retrofit melalui penggunaan permodelan pembelajaran mesin. Dengan demikian, MWS dapat menurunkan risiko *default* atas proyek pembiayaan retrofit yang dijalanannya sehingga mampu meningkatkan keuntungan *ESCO* pada akhirnya.

Agar efektif, perkiraan investasi retrofit efisiensi energi harus dibandingkan dengan proyek investasi konvensional yang sebanding. Perusahaan melakukan analisis keuangan untuk melihat apakah investasi retrofit menghasilkan pengembalian yang layak sambil terus mengumpulkan basis pelanggan *ESCO*. Untuk itu, informasi yang dikumpulkan selama proses wawancara datang langsung dari direktur perusahaan, kepala eksekutif, dan manajer umum MWS. Mereka secara operasional yang terlibat dalam proses pendanaan retrofit. Keseluruhan peserta panel ahli dipilih karena kemampuan mereka untuk mewakili tujuan penelitian ini. Pada gambar 1 di bawah ini adalah langkah-langkah yang diperlukan dalam proses pendanaan retrofit. Penggambaran beberapa fase di bawah membantu penulis dalam mengenali bagian-bagian penting dari pendanaan retrofit ini, seperti faktor teknis dan manajerial. Dengan demikian, penelitian ini diharapkan mengeksplorasi bagaimana seharusnya *ESCO* dapat membantu pelanggan dengan inisiatif hemat energi melalui studi kasus.



**Gambar 1. Tahapan Retrofit**  
**Sumber: X. Liang et al. (2016)**

### Pembelajaran Mesin

Sampai saat ini, *ESCO* menentukan pembiayaan proyek retrofit dengan cara yang konvensional, yaitu dengan mengonfirmasi bahwa pelanggan memenuhi persyaratan dan dapat membayar semua risiko yang timbul. Dengan kata lain, manajemen *ESCO* menyetujui proyek investasi retrofit berdasarkan atas analisis yang sangat terbatas dan keputusan akhir dalam memutuskan apakah proyek dapat berjalan atau tidak, dicapai secara aklamasi. Dalam rangka mendapatkan hasil terbaik, penulis mengevaluasi ‘*Retrofitting Risk Modelling System*’ untuk *ESCO* dengan menggunakan analisa ‘*Multinomial Logit Model*’ berbasis pembelajaran mesin.

Salah satu aplikasi awal penerapan metode pembelajaran mesin di bidang ekonomi adalah penilaian kelayakan kredit. Beberapa di antaranya digunakan oleh West (2000); Yobas, dkk., (2000); Lessmann, dkk., (2015) dalam menganalisis 41 algoritma dengan berbagai kriteria evaluasi dan beberapa set data penilaian kredit dalam penelitian mereka. Mereka menemukan bahwa teknik *random forest*, variasi acak dari pohon keputusan yang disponsori oleh Breiman (2001) ini mengalahkan penggunaan regresi logistik. Sejak saat itu, *random forest* menjadi salah satu model standar pembelajaran mesin bagi industri perbankan (Grennepois, dkk., 2018). Kemudian perbankan *digital* dan perusahaan *fintech* secara progresif banyak

mengadopsi pendekatan pembelajaran mesin untuk peringkat kelayakan kredit selama dekade terakhir (Dupont, dkk., 2020). Namun, salah satu kelemahan paling signifikan dari pendekatan pembelajaran mesin di sektor penilaian kelayakan kredit adalah ketidakmampuan mereka untuk menjelaskan dan menganalisis hasilnya.

Banyak penulis, termasuk Athey, (2017); Christopher et al., (2018); Mullainathan & Spiess, (2017); Varian, (2014); Athey & Imbens, (2019), menekankan pembelajaran mesin yang dicampur dengan ekonomi aktual untuk memecahkan masalah bisnis dan kebijakan dunia nyata. Penelitian ini menunjukkan bahwa model yang paling optimal harus dipilih dari pembelajaran mesin. Tujuan penulis adalah untuk menggunakan teknik fitur dan pengklasifikasi pembelajaran mesin untuk meningkatkan kekuatan prediksi model regresi logistik. Melalui teknik penggunaan pembelajaran mesin, penulis merekomendasikan metodologi kelayakan kredit terbaik untuk penyedia perusahaan layanan *ESCO*. Dengan kata lain, banyak penilaian kelayakan kredit saat ini masih menggunakan model ekonometrik yang berasal dari tahun 1960-an, ketika industri kartu kredit tumbuh sangat cepat dan membutuhkan prosedur keputusan yang memadai. Oleh karena kesederhanaan dan interpretasi yang sederhana, penggunaan regresi logistik akhirnya menjadi model penilaian standar di sektor perbankan saat ini. Sebagian besar bank internasional masih menggunakan model statistik ini, terutama skor kelayakan, untuk memperkirakan kemungkinan *default* sebagai bagian dari persyaratan permodalan (Basel III) atau perkiraan kerugian kredit yang bermasalah (IFRS 9).

Sebagian besar algoritma pembelajaran mesin dianggap "kotak hitam" karena proses penilaian dan persetujuan kredit sulit dijelaskan kepada konsumen dan regulator. Hal ini sejalan dengan kekhawatiran otoritas keuangan mengenai tata kelola dari penggunaan *tools 'artificial intelligence'* dan kebutuhan untuk interpretasinya di lingkungan perbankan dan lembaga keuangan, terutama dalam bisnis penilaian kredit. Sementara itu, kelayakan kredit retrofit secara historis juga dinilai oleh *ESCO* khususnya kelayakan atas investasi proyek retrofit. Kelayakan kredit retrofit diperlukan untuk mencegah timbulnya bahaya *default* atas investasi, sehingga kelayakan kredit retrofit memainkan peran penting dalam keputusan investasi *ESCO*. Proses kelayakan kredit pada investasi retrofit ini identik dengan pinjaman di kalangan perbankan atau organisasi keuangan lainnya. Oleh sebab itu, laporan kelayakan kredit sering digunakan untuk menilai faktor seleksi pinjaman keuangan. Ada dua tujuan model prediksi, yaitu 1) Menentukan model ideal dalam memprediksi kelayakan kredit oleh model pembelajaran mesin untuk mengantisipasi terjadinya penyesuaian risiko kredit dan 2) Menentukan metode kelayakan untuk meminimalkan risiko kredit dalam proses layanan

retrofit pada *ESCO*. Dengan studi kasus, penelitian ini bertujuan untuk menunjukkan bagaimana *ESCO* dapat meningkatkan keputusan investasi proyek retrofit hemat energi dengan akurat melalui penggunaan algoritma pembelajaran mesin.

## TELAAH TEORETIS

Dalam penelitian empiris sebelumnya, telah ditunjukkan bahwa model logit campuran sering menunjukkan akurasi prediksi yang lebih buruk daripada model logit multinomial (*MNL*) yang lebih sederhana (Cherchi & Cirillo, 2010). Oleh karena itu, dalam penelitian ini *MNL* digunakan untuk menganalisis fitur utama untuk menentukan investasi retrofit ketika variabel independen dihadapkan dengan beberapa kemungkinan. Ketika menggunakan model pilihan diskrit, seperti *MNL*, diasumsikan bahwa probabilitas diperkirakan linier dalam parameternya. Hal ini memastikan bahwa peningkatan ukuran variabel independen akan meningkatkan atau mengurangi kemungkinan pilihan. Pemilihan regresi logistik di dalam penelitian ini dikarenakan model regresi logistik juga digunakan dalam model skor kredit perbankan dan lembaga keuangan. Dalam model kelayakan kredit perbankan, Wiginton (1980) menggunakan model regresi logistik. Kemudian, Cramer (2004) menciptakan beberapa jenis regresi logistik tambahan yang masih digunakan oleh kalangan perbankan saat ini. Model ekonometrik ini juga banyak digunakan oleh industri kartu kredit yang didasarkan pada maksimalisasi utilitas acak (Ben-Akiva & Boccara, 1995). Sejak awal tahun 1970-an, model *MNL* telah mendominasi penelitian karena dasar statistik dan kapasitasnya secara akurat menggambarkan perilaku keputusan manusia, tetapi kritik atas model *MNL* dialamatkan karena gagal menjelaskan perbedaan *output* yang dihasilkan oleh tiap peneliti.

Sementara itu, model logit juga dapat digunakan untuk memecahkan tantangan klasifikasi yang merupakan cara lain untuk melihat opsi pemodelan diskrit. Di sisi lain, kemajuan dalam model logit, terutama didorong oleh penyempurnaan asumsi model, peningkatan kesesuaian model, dan interpretasi perilaku yang lebih baik dari hasil *output* model (Hensher & Greene, 2002; Johnstone & Tan, 2014). Dengan kata lain, akurasi prediksi model dengan *sample* yang lebih besar menghasilkan estimasi parameter model yang lebih baik dalam menekankan hubungan antara karakteristik *input* dan variabel *output* (Mullainathan & Spiess, 2017). Di lain sisi, dalam analisis yang menggunakan kecerdasan buatan, pengklasifikasi pembelajaran mesin, seperti *CART*, *NN*, dan *SVM* secara akurat mereplikasi perilaku kelayakan kredit.

Dalam banyak penelitian ini, pengklasifikasi pembelajaran mesin mengungguli model logit konvensional dalam banyak kasus. Hal ini tentu tidak mengherankan bahwa pengklasifikasi pembelajaran mesin mengungguli model logit dalam tugas yang membutuhkan analisis prediksi. Dibandingkan dengan model logit, pembelajaran mesin menawarkan struktur model yang lebih fleksibel. Model ini tidak memerlukan banyak asumsi matematika kritis, misalnya membatasi struktur model dan mengasumsikan distribusi spesifik dalam istilah kesalahan apriori (Christopher et al., 2018). Pemurnian asumsi model, peningkatan kesesuaian model, dan peningkatan interpretasi perilaku *output* model adalah kekuatan pendorong utama di balik perkembangan dalam pembelajaran mesin. Kritik khas atas prediksi pembelajaran mesin adalah “Pembelajaran mesin seperti sebuah kotak hitam”. Dalam pembelajaran mesin, *output* model yang digunakan sulit untuk membantu dalam menginterpretasi perilaku. Meskipun demikian, banyak alat interpretasi pembelajaran mesin telah dikembangkan untuk mengekstrak informasi dari model pembelajaran mesin saat ini. Hal tersebut memungkinkan pembelajaran mesin dapat dimengerti.

## METODE

Secara keseluruhan, meskipun model kelayakan kredit unggul dalam pembelajaran mesin, hal ini membutuhkan sejumlah besar data mentah. Salah satu metode yang dipinjam pembelajaran mesin dari statistik adalah fungsi *sigmoid*. Kurva berbentuk S dapat menggambarkan angka absolut mulai dari nilai 0 dan 1. Para peneliti menggunakan *sigmoid* untuk memetakan prediksi probabilitas dalam pembelajaran mesin. Ketika mengirim *input* melalui fungsi prediksi dan memberikan skor probabilitas antara 0 dan 1, penulis mengantisipasi pengklasifikasi untuk menawarkan satu set *output*. Model probabilitas *dataset* sampel kemudian diubah menjadi model regresi logistik. Penelitian ini mencoba menganalisis prediksi kelayakan kredit proyek retrofit sebagai '*default credit*' atau 'kredit yang gagal'. Dengan demikian, penulis merumuskan fungsi *sigmoid* untuk kelas pertama sebagai '*default*' dan model regresi logistik '*default*' direpresentasikan sebagai  $P$  ( $Creditworthiness = default/credit-score$ ). Hal ini juga dapat diungkapkan dengan cara penulis memodelkan probabilitas '*default*' bahwa *input* ( $X$ ) milik kelas *default* ( $Y = 1$ ); oleh karena itu,  $P(X) = P(Y = 1 | X)$  dapat mewakili '*default*' secara formal. Ketika hanya ada dua nilai yang dimasukkan sebagai *output* prediksi suatu objek, regresi logistik adalah strategi klasifikasi biner yang paling benar dalam memprediksi *output* prediksi. Sebagai contoh, peneliti mampu mengidentifikasi

apakah seseorang adalah laki-laki (0) atau perempuan (1) berdasarkan usia, pendapatan tahunan, tinggi badan, berat badan, dan kriteria lainnya.

Namun, sebelum proses pembelajaran mesin, penulis melakukan perhitungan total biaya kepemilikan dan hasil investasi melalui analisis biaya siklus hidup atau *life cycle analysis (LCC)* – lihat Gambar 1. Analisis *LCC* adalah sebuah metode strategi investasi yang menghitung total biaya kepemilikan, manajemen, pemeliharaan, dan buangan aset (*waste*) perusahaan (Fuller & Petersen, 1996). Ini mewakili jumlah total uang yang diperlukan untuk memperoleh, mengoperasikan, dan mempertahankan aset untuk jangka waktu tertentu (Mearig et al., 1999). Akibatnya, analisis *LCC* adalah cara yang bagus untuk membandingkan biaya investasi ketika *ESCO* memiliki dua proyek yang berbeda hasil investasinya. Metode *LCC* yang digunakan di sini adalah untuk menghitung "risiko pengembalian" pada proyek investasi retrofit efisiensi energi dibandingkan dengan investasi lainnya atau standar pengembalian investasi yang disebut sebagai '*hurdle rate*'. Proyek energi efisiensi memiliki keuntungan bagi pelanggan karena menghemat investasi awal dan mengurangi biaya operasional. Semua keuntungan tahunan yang diprediksi dari proyek energi efisiensi serta biaya investasi retrofit, biaya transaksi ekonomi, dan biaya-biaya lainnya yang dibayarkan di awal akan diinvestigasi dalam penelitian ini.

Kemudian risiko pengembalian proyek juga dihitung dengan menggunakan analisis biaya siklus hidup (*LCC*). Ini dilakukan untuk menghitung nilai bersih investasi peralatan hemat energi agar dapat ditentukan dengan tepat. Biaya penghematan dihitung berdasarkan nilai waktu uang (*time value of money*) dan ini akan berfluktuasi dari waktu ke waktu. Sementara pengeluaran harus dihitung dalam mata uang konstan ketika menghitung perhitungan nilai sekarang (*PV*) (Mearig et al., 1999). Saat menghitung *LCC*, depresiasi dan pajak harus juga disertakan. Metode depresiasi yang paling umum digunakan di sini adalah mengikuti metode garis lurus. Efek nilai penghematan berkaitan dengan perbedaan dalam keputusan tipe proyek retrofit dianalisa. Hasilnya, proyek retrofit yang menggunakan tipe kontrak *ESA*, memiliki pengembalian investasi yang lebih buruk daripada proyek retrofit yang menggunakan model *ESPC*. Oleh karena dasar program kontrak retrofit yang digunakan oleh kedua model kontrak tersebut menggunakan nilai bersih (*NPV*) dalam menganalisa nilai bersih proyek retrofit (Branson, 1979). Sementara itu, nilai saat ini (*NPV*) yang digunakan, mempertimbangkan arus kas positif (*inflow*) masa depan yang dipergunakan sebagai *Net Present Value (NPV)*.

Secara keseluruhan, model pengambilan keputusan yang lengkap masih diperlukan untuk memilih metode retrofit energi yang paling efektif, berikut tahapan selanjutnya: 1) Menghitung perkiraan biaya investasi untuk membangun proyek efisiensi energi, 2) Melakukan penelitian biaya siklus hidup (*LCC*) secara menyeluruh, dan 3) Memilih pendekatan retrofit biaya optimal. Akan terlihat bahwa variabel utama dalam analisis *LCC* memengaruhi berapa banyak dana yang diperlukan untuk mengganti (retrofit) peralatan yang ada. Maka strategi pengambilan keputusan didasarkan pada bagaimana menghitung keuntungan ekonomi dari biaya siklus hidup peralatan pencahayaan hemat energi selama masa hidupnya dan menetapkan anggaran yang meminimalkan total biaya siklus hidup proyek. Strategi berikutnya adalah bagaimana proyek ini didanai atau dilakukan untuk menentukan strategi pembiayaan *retrofitting* terbaik untuk memaksimalkan keuntungan konservasi energi dan meningkatkan penghematan energi di masa depan.

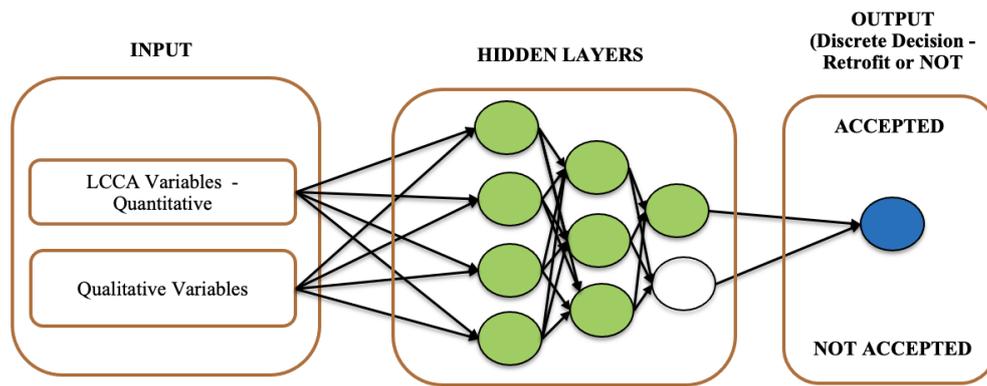
Laba atas investasi tahunan (*ROI*) dari investasi retrofit diperoleh melalui dua pendekatan. Biaya investasi untuk peralatan hemat energi adalah yang terbesar, diikuti oleh biaya pemeliharaan dan layanan, penggantian, energi, administrasi, pajak, perbaikan, dan sisa buangan produk, menurut prosedur perhitungan *LCC*. Di lain pihak, suku bunga memiliki dampak langsung pada perhitungan tingkat pengembalian investasi. Tingkat bunga mungkin saja berfluktuasi selama proyek dijalankan. Tingkat bunga diskonto atau disebut *hurdle rate* berada diantara 4% sampai dengan 6% per tahun atas tingkat inflasi dianggap sebagai patokan yang masuk akal di dalam perhitungan sebuah proyek. Umur rata-rata lampu hemat energi adalah empat tahun. Biaya investasi awal (*investment capital - IC*), biaya konsumsi energi (*energy cost - EC*), dan biaya pemeliharaan dan penggantian (*maintenance and replacement-M&R*) dipilih sebagai faktor biaya untuk memperhitungkan tingkat pengembalian. Dengan demikian persamaan dapat ditulis sebagai berikut:  $LCC = IC + PV_{EC} + PV_{MR}$  or  $LCC = IC + PV$ .

Metodologi yang digunakan untuk menetapkan kelayakan proyek adalah sebagai berikut: 1) Menyiapkan tinjauan analisis *LCC* untuk setiap kontrak proyek retrofit dan menentukan apakah tipe kontrak *ESPC* atau *ESA* yang layak; 2) Menghitung jumlah keuntungan dari masing-masing pilihan ini dengan mengukur nilai *internal rate of return - IRR*, dengan mempertimbangkan perkiraan tingkat pengembalian (*hurdle rate*); 3) Menggunakan nilai *NPV* untuk membandingkan dan memprioritaskan opsi proyek, dan 4) Memaksimalkan proyek efisiensi energi untuk menentukan opsi mana yang paling tepat untuk dilakukan pergantian. Profitabilitas kelayakan keuangan konsumen diperiksa terlebih dahulu, diikuti

dengan perhitungan nilai pengembalian proyek (*payback period*). Tingkat pengembalian internal menggunakan nilai sekarang arus kas masa depan untuk mengevaluasi tingkat keuntungan atau profitabilitas. *Hurdle rate* atau suku bunga wajib adalah tingkat bunga diskonto wajib bagi sebuah proyek untuk menentukan kriteria proyek tersebut dapat diterima atau ditolak untuk menentukan efisiensi investasi. Jika *IRR* lebih dari tingkat pengembalian proyek, maka proyek ini dianggap sebagai sebuah investasi yang menarik.

Tingkat pengembalian yang diperlukan dihitung dengan menyesuaikan tingkat pengembalian internal untuk setiap risiko proyek. Konsep yang paling relevan dalam *retrofitting* proyek adalah menilai semua konsekuensi resiko pada arus kas dan menentukan periode yang benar, termasuk perubahan harga *input* (harga energi dan investasi awal) diprediksi, kompensasi untuk pajak, dan analisis sensitivitas (*The US Environmental Protection Agency*, 2008). Jika biaya modal dan risiko meningkat, korporasi harus menghasilkan keuntungan yang lebih signifikan dari proyek yang dieksekusi. Investor harus mendapatkan tingkat pengembalian yang lebih baik atas investasi awal mereka dibandingkan dengan tingkat *IRR* yang disyaratkan, demikian standar investasi proyek menurut standar *Energy Star EPA*.

Gagalnya proyek retrofit yang diakibatkan oleh ketidakmampuan pembayaran pelanggan atas bagi hasil atau *default*, membuat biaya investasi awal (*upfront investment*) sebuah proyek retrofit menjadi pertimbangan yang signifikan bagi *ESCO*. Oleh karena itu, proses prosedur investasi retrofit diperlakukan sama dengan prosedur pinjaman perbankan atau lembaga keuangan lainnya. Penulis melalui penelitian ini mengeksplorasi proses *ESCO* dalam menentukan kelayakan kredit pelanggan sehingga penulis meneliti variabel mana yang memungkinkan proyek retrofit akhir dijalankan oleh MWS. Pertama, penulis menggunakan teknik tradisional untuk menganalisa aplikasi proyek retrofit. Laporan kelayakan kredit digunakan untuk menentukan kriteria seleksi keuangan pelanggan. Kriteria penting adalah investasi di awal, faktor pendapatan, faktor pendapatan tambahan, jangka waktu pengembalian, hasil investasi, dan atribut klien. Penulis kemudian menggunakan pembelajaran mesin untuk meramalkan kemungkinan kejadian *default* di masa depan. Karakteristik yang diperlukan untuk membuat perkiraan kemudian diintegrasikan ke dalam algoritma *MNL*. Peluang memilih kelas diprediksi menggunakan regresi logistik. Retrofit, misalnya dapat dimodelkan sebagai investasi '*Return / Risk*' yang ditolak, ditahan, atau diterima. Model regresi logistik dapat dinyatakan sebagai  $P(\text{Retrofit} = \text{Rejected Return-Risk})$  untuk investasi '*Return / Risk*' tertentu, seperti yang ditunjukkan pada Gambar 2.



**Gambar 2. Algoritma Analisa Kredit**  
**Sumber: Dimodifikasi dari Frank Emmert-Streib et al. (2020)**

## PEMBAHASAN

Penelitian ini mengambil studi kasus retrofit pergantian lampu hemat energi di gedung perkantoran atau pelanggan SHJ. MWS adalah distributor lampu hemat energi nasional dan salah satu dari lima distributor lampu teratas di Jakarta dan wilayah sekitarnya. MWS mendorong pelanggan untuk membeli lampu hemat energi. Besarnya penghematan biaya energi adalah faktor yang paling penting dalam menentukan keberhasilan proyek retrofit. Di sisi lain, biaya investasi lampu dan lamanya pemakaian lampu menjadi bagian paling penting bagi perhitungan proyek retrofit. Besarnya biaya penghematan yang paling baik adalah ketika pergantian lampu tradisional dengan lampu hemat energi dapat menutup biaya investasi lampu atau yang memiliki waktu pengembalian kurang dari dua belas bulan.

Tabel 1 di atas menunjukkan beberapa opsi penggunaan peralatan yang berbeda (energi efisiensi vs konvensional) yang dibandingkan. Oleh karena peningkatan jam penggunaan pencahayaan atau kenaikan harga utilitas (listrik) per *watt* yang ditetapkan oleh penyedia listrik negara (PLN), penghematan biaya utilitas pada lampu hemat energi atas pencahayaan konvensional akan mempersingkat waktu pengembalian proyek retrofit. Dengan kata lain, periode pengembalian yang singkat (proporsi total biaya konsumsi layanan dibandingkan dengan penghematan biaya yang direalisasikan) sangat bermanfaat dan tidak menimbulkan risiko yang besar terhadap proyek retrofit ini.

Analisis sensitivitas dijalankan pertama kali sebagai proses awal menentukan kelayakan investasi retrofit energi efisiensi – lihat Gambar 1. Untuk penelitian ini, hasil analisis sensitivitas di dalam Tabel 2, dihitung untuk menentukan bagaimana variabilitas dalam kinerja model hemat energi dapat dikaitkan dengan pemakaian jam lampu berjalan dan tarif daya pada berbagai tingkat. Hal ini dapat digunakan untuk menentukan faktor yang paling penting dalam

menghitung efisiensi energi berdasarkan penggunaan energi oleh pelanggan. Dampak dari banyak faktor *input* tak terduga pada jam kerja dan perubahan harga daya adalah alat ukur ekonomi-teknologi (*economic-technology factors*) yang mudah dipahami. Kelangsungan hidup proyek retrofit dapat ditentukan oleh jumlah penghematan energi yang dapat disimpan. Sensitivitas tersebut menjadi patokan atas kemungkinan penghematan biaya utilitas bagi perusahaan MWS dan pelanggan SHJ. Berikutnya adalah tingkat diskonto atas investasi yang digunakan atas biaya penghematan yang dapat disimpan. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk melihat bagaimana perhitungan kelayakan kredit mempengaruhi kelangsungan hidup proyek retrofit.

**Tabel 1. Analisis Sensitivitas untuk Penghematan Biaya Listrik**

	KONSUMSI / JAM / HARI								
	77,8%	8	7	6	5	4	3	2	1
<b>IDR Hemat/Thn (%)</b>	1.467	77,8%	68,1%	58,3%	48,6%	38,9%	29,2%	19,4%	9,7%
	1.540	81,7%	71,5%	61,3%	51,0%	40,8%	30,6%	20,4%	10,2%
	1.617	85,8%	75,0%	64,3%	53,6%	42,9%	32,2%	21,4%	10,7%
	1.698	90,0%	78,8%	67,5%	56,3%	45,0%	33,8%	22,5%	11,3%
	1.783	94,5%	82,7%	70,9%	59,1%	47,3%	35,5%	23,6%	11,8%
	1.872	99,3%	86,9%	74,4%	62,0%	49,6%	37,2%	24,8%	12,4%
	1.966	104,2%	91,2%	78,2%	65,1%	52,1%	39,1%	26,1%	13,0%
	2.064	109,4%	95,8%	82,1%	68,4%	54,7%	41,0%	27,4%	13,7%
	2.167	114,9%	100,5%	86,2%	71,8%	57,5%	43,1%	28,7%	14,4%
	2.276	120,7%	105,6%	90,5%	75,4%	60,3%	45,2%	30,2%	15,1%
	2.390	126,7%	110,9%	95,0%	79,2%	63,3%	47,5%	31,7%	15,8%
	2.509	133,0%	116,4%	99,8%	83,1%	66,5%	49,9%	33,3%	16,6%
	2.635	139,7%	122,2%	104,8%	87,3%	69,8%	52,4%	34,9%	17,5%
	2.766	146,7%	128,3%	110,0%	91,7%	73,3%	55,0%	36,7%	18,3%
	2.905	154,0%	134,7%	115,5%	96,2%	77,0%	57,7%	38,5%	19,2%

TARIF / WATT-PER-JAM

Sumber: Kompilasi penulis

Kisaran jangka waktu pengembalian (*payback period*), tingkat pengembalian internal (*IRR*), dan nilai bersih (*NPV*) adalah rasio yang sering dijadikan standar prosedur di dalam manajemen proyek. Informasi tersebut dapat digunakan untuk menemukan variabel *input* yang paling berpengaruh dalam analisis tingkat pengembalian. Membagi insentif penghematan biaya energi dengan berbagai tarif diskonto mulai dari 8% hingga 20% banyak digunakan dalam skenario proyek *ESA*. Kebanyakan persentase insentif penghematan biaya energi harus dibagi dengan *ESCO* berkisar di antara 50% sampai dengan 70%. Sementara pembagian bagi hasil

penghematan bagi pelanggan berkisar antara 30% hingga 50%, diberikan lebih sedikit dari bagi hasil yang diterima oleh *ESCO*.

Diskusi dan negosiasi diperlukan untuk mencapai kesepakatan. Dalam hal ini, probabilitas bagi hasil yang mungkin terjadi adalah 50/50 bagi pelanggan SHJ dan perusahaan MWS. Kedua belah pihak mungkin akan kembali bernegosiasi untuk menentukan tingkat diskonto atas investasi yang sudah dikeluarkan. Dengan penjelasan di atas, durasi pengembalian atau tingkat diskonto (*hurdle rate*), *IRR*, dan *NPV* dihitung menggunakan insentif bagi hasil atas biaya penghematan yang terjadi baik bagi perusahaan MWS dan pelanggan SHJ. Tingkat diskonto yang umum ditawarkan pada proyek retrofit oleh MWS berkisar mulai dari 8% hingga 20% per tahun. Sementara waktu pengembalian tingkat investasi proyek retrofit yang paling menguntungkan bagi perusahaan MWS berkisar dari satu tahun hingga satu setengah tahun.

Pelanggan SHJ dan perusahaan MWS harus berkomunikasi dan menegosiasikan syarat dan ketentuan dalam menyelesaikan proposal proyek. Selain pertimbangan yang ditunjukkan pada Gambar 2 di atas, MWS menggunakan analisis data untuk menentukan kelayakan tawaran kontrak *ESPC* dan *ESA* kepada pelanggan SHJ. Tingkat keuntungan yang dibutuhkan, nilai investasi, dan laba atas investasi (*ROI*) dipelajari melalui analisis *LCC*. MWS juga mengevaluasi prioritas dan rencana investasi proyek retrofitnya setiap tahun untuk melihat apakah modal yang ditanggung MWS masih dapat memenuhi *gearing ratio* yang sehat. Sementara SHJ adalah sebuah perusahaan perkantoran yang memberikan layanan penyewaan kantor di daerah segitiga emas DKI Jakarta dengan pendapatan sewa sebagai sumber utama pendapatan SHJ.

Dengan bantuan MWS, SHJ dapat mengeksekusi proyek energi efisiensi dan memanfaatkan kombinasi lampu hemat energi untuk mengurangi pengeluaran biaya energi secara tahunan. Di sisi lain, SHJ menggunakan data dan proyeksi yang sama disediakan oleh MWS untuk melakukan penelitian analisis biaya risiko-manfaat dalam memilih kontrak proyek dari jenis kontrak *ESPC* atau kontrak *ESA*. Baik SHJ dan MWS menimbang ulang data investasi, memeriksa ulang fakta penghematan yang mungkin terjadi, menghitung manfaat jangka pendek atau jangka panjang, menyusun strategi implementasi, dan berbagi insentif atas penghematan biaya energi di antara mereka berdua.

Kemudian MWS menawarkan evaluasi lengkap terhadap arus kas, *NPV*, *payback period*, dan *IRR* proyek retrofit kepada SHJ berdasarkan perkiraan perhitungan teknis (*economic-technology factors*). Perhitungan pengembalian proyek investasi dihitung

menggunakan *Total Cost of Ownership (TCOO)* untuk gedung perkantoran SHJ di kawasan segitiga emas DKI. Evaluasi perhitungan *TCOO* dinegosiasikan sebagai bentuk transparansi untuk menunjukkan apakah proyek retrofit ini layak untuk dapat diselesaikan oleh mereka berdua.

Pada studi kasus proyek retrofit gedung parkir yang dimiliki oleh SHJ, arus kas pelanggan dan likuiditas keuangan, sebagai hasilnya memiliki tingkat pengembalian (*payback period*) sekitar 1,60 tahun tanpa tingkat bunga diskonto dan 1,74 tahun dengan tingkat bunga diskonto sebesar 12% per tahun. Siklus pengembalian proyek retrofit gedung parkir SHJ adalah proyek risiko yang bersifat sangat rendah karena proyek retrofit tersebut memberikan tingkat penghematan yang cukup besar. Untuk arus kas keseluruhan proyek sepanjang lima tahun menurut perhitungan nilai bersih (*NPV*) adalah Rp 3,95 miliar. Indeks profitabilitas proyek retrofit ini adalah 3,64 kali, yaitu sebesar Rp 1,98 miliar. Nilai *IRR* yang didapat melampaui tingkat yang diperlukan sebesar 38,07 persen. Hal ini menunjukkan bahwa proyek retrofit ini sangat layak untuk ditindaklanjuti.

Pada tahap akhir, kelayakan kredit pelanggan dan memperhitungkan risiko *default* menjadi pelanggan lebih penting bagi *ESCO*. Sebagai tahap akhir setelah analisis *LCC*, *MWS* mengevaluasi skor kredit SHJ dengan memperhitungkan hasil akhir analisis *LCC*. Terlihat bahwa pembelajaran mesin yang digunakan untuk menjalankan kemungkinan proyek retrofit itu gagal atau *default* dikarenakan kemampuan keuangan SHJ yang memburuk. Analisis hubungan sebab-akibat melalui pembelajaran mesin menggunakan fitur kelayakan keuangan SHJ dengan variabel input yang dihasilkan digunakan oleh *MWS*. Kategori proyek retrofit, yaitu proyek retrofit ditolak menggunakan *dummy*=0, proyek ditahan menggunakan *dummy*=1, dan proyek diterima menggunakan *dummy*=2.

Tabel 3 di bawah menunjukkan variabel independen yang digunakan dalam pembelajaran mesin, antara lain investasi awal dimuka, faktor pendapatan, faktor pendapatan tambahan, durasi pengembalian, pengembalian investasi, dan atribut klien.

**Tabel 3. Variabel Dependen dan Indenpenden**

<i>No</i>	<i>Aspect</i>	<i>Input Variable</i>	<i>Membership Function</i>	<i>Range</i>
1	Perjanjian	Tipe	<i>ESA and</i>	<i>ESA = 0.8 - 1.0</i>
	Proyek	Perjanjian	<i>ESPC</i>	<i>ESPC = 0.5 - 0.7</i>
2	Investasi awal	Faktor Toleransi	<i>High Risk,</i>	<i>High Risk: Tolerance &gt; 1.5Bio</i>
			<i>Medium and</i>	<i>Medium Risk: Tolerance &gt;750Mio and &lt;=1.5Bio</i>
			<i>Low Risk</i>	<i>Low Risk: Tolerance &lt;=750Mio</i>
3	<i>Revenue Factors</i>	<i>Margin Proyek</i>	<i>High,</i>	<i>High: Margin &gt; 30%</i>
			<i>Medium, and</i>	<i>Medium: Margin 10 - 30%</i>
			<i>Low</i>	<i>Low : Margin &gt; 10%</i>
4	Tambahkan Pendapatan	Biaya Bunga	<i>High,</i>	<i>High: Interest Loan &gt; Time Deposit Rate</i>
			<i>Medium, and</i>	<i>Medium: Interest Loan = Time Deposit Rate</i>
			<i>Low</i>	<i>Low: Interest Loan &lt; Time Deposit Rate</i>
				<i>Low: Interest Loan &lt; Time Deposit Rate</i>
5	Tingkat Pengembalian	Tahun Pengembalian	<i>High Risk,</i>	<i>High Risk: Years &gt; 3Years</i>
			<i>Medium and</i>	<i>Medium Risk: 1 - 3 years</i>
			<i>Low Risk</i>	<i>Low Risk: Years &lt;= 1</i>
6	Hasil Investasi	<i>NPV</i>	<i>High,</i>	<i>High: NPV &gt;30% of Upfront Investment</i>
			<i>Medium, and</i>	<i>Medium: NPV &gt; 10%-30% of Upfront Investment</i>
			<i>Low</i>	
7	Pelanggan	Tipe	<i>High Risk,</i>	<i>High Risk = 1</i>
		Pelanggan	<i>Medium and</i>	<i>Medium= 0.5 - 1</i>
			<i>Low Risk</i>	<i>Low Risk = 0.2 - 0.5</i>

**Sumber: Kompilasi penulis**

Pembelajaran mesin di dalam penelitian ini digunakan untuk memprediksi kelayakan skors kredit pelanggan dalam proyek pembiayaan retrofit. Proses pengembangan model prediktif *MNL* meliputi *dataset*, persiapan data, pengembangan satu set pelatihan, pemilihan algoritma, pelatihan model, pengujian model, penilaian model, dan implementasi. Dalam rangka meningkatkan hasil prediktif, simulasi dijalankan secara berulang beberapa kali dengan

konfigurasi yang berbeda. Visualisasi temuan dapat dicapai dalam berbagai cara. Matriks klasifikasi memberikan informasi tentang membandingkan hasil klasifikasi yang dilakukan oleh sistem (model) dengan hasil klasifikasi yang sebenarnya. Hasilnya menunjukkan bahwa keakuratan model diukur secara umum berdasarkan contoh yang diklasifikasikan dengan benar. The *confusion matrix* didapat dan digambarkan pada Gambar 3 di bawah ini.

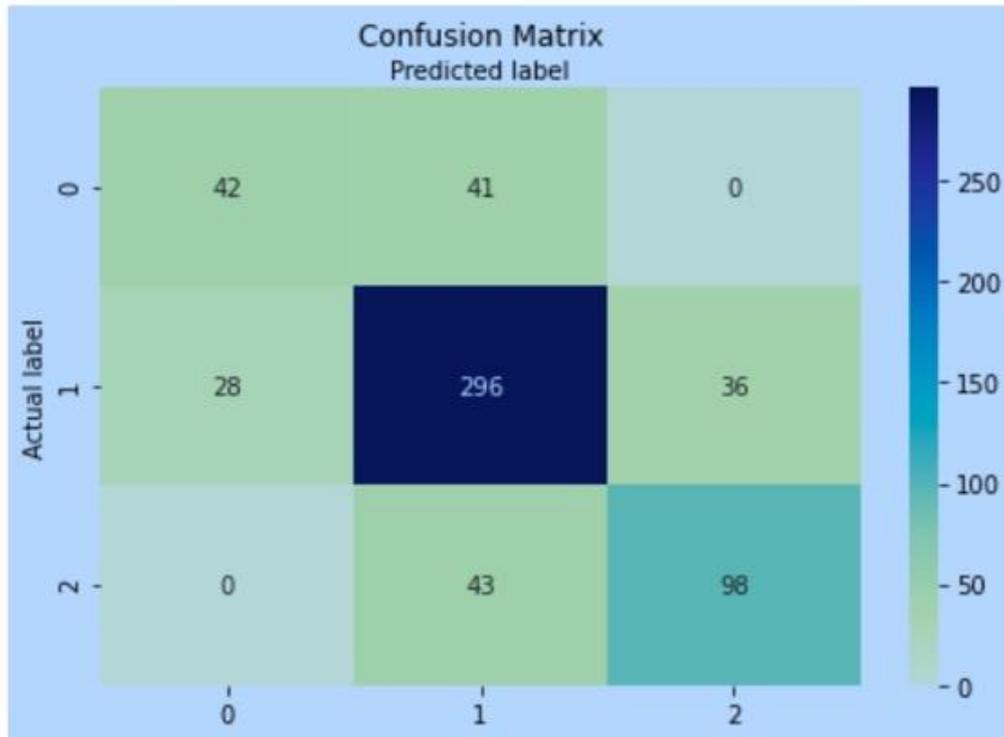
Penulis menelaah akurasi prediktif diprioritaskan saat memilih model pembelajaran mesin. Akurasi prediktif pada model *MNL* memiliki empat *output* alternatif, yaitu *False Positives (FP)*, *True Positives (TP)*, *False Negatives (FN)*, dan *True Negatives (TN)*. Kemudian penulis menghitung ambang batas yang diberikan (*TN*). Tingkat misklasifikasi adalah persentase prediksi yang salah dari jumlah total kasus. Tingkat misklasifikasi ditentukan oleh ambang batas yang digunakan. Oleh karena itu, prediksi ini adalah indikator akurasi prediksi yang diterima secara luas. Persentase akurasi model ini dihitung sebagai berikut: Tingkat Akurasi =  $FP + FN / (TP + TN + FP + FN) = 42 + 296 + 98 / (70 + 380 + 134) = 74,6$  persen.

Dengan kata lain, menurut perhitungan menggunakan regresi logistik multinomial, nilai akurasi data prediksi dengan data uji adalah 74,65 persen. Kurva *Receiver Operating Characteristics (ROC)* menunjukkan *false positive rate (FPR)* pada sumbu Y versus *true positive rate (TPR)* pada sumbu X di atas kisaran nilai ambang batas. Ini merupakan teknik standar (biasanya dalam nilai persentil). Tingkat prediksi yang dihasilkan mengacu pada persentase prediksi yang benar di antara semua data pengujian, yaitu sebagai berikut: Tingkat Prediksi =  $296 / (380) = 77,894\%$ , Tingkat Positif Palsu (*FPR*) =  $296 / (380) = 82,22\%$  dan *True Positive Rate*, disebut sebagai *Recall* atau 'Tingkat Sensitivitas'.

Secara bersamaan, model berbasis algoritma *MNL* menunjukkan hasil terbaik dalam matriks lain dari "Area di bawah kurva *ROC*. Kurva *ROC* yang ideal sejajar dengan sumbu Y, yang tidak mungkin dicapai. Akibatnya, model terbaik yang dipilih adalah ketika kurva memiliki kemiripan dengan kurva ideal itu. Area di bawah kurva *ROC (AUROC)*, memiliki angka antara 0 dan 2, secara tradisional digunakan untuk meringkas kurva *ROC*. Semakin baik modelnya, semakin besar *AUROC*. *AUC* adalah ukuran keberhasilan gabungan yang memperhitungkan semua ambang klasifikasi prediksi yang didapat.

Kemungkinan model klasifikasi menilai bahwa contoh positif acak yang lebih tinggi dari contoh negatif acak adalah salah satu cara untuk melihat *AUC*. Kurva *ROC* adalah grafik yang menunjukkan seberapa baik model klasifikasi melakukan ambang klasifikasi keseluruhan. Dua parameter diplot pada kurva ini. Angka prediksi *TPR vs FPR* diplot pada kurva *ROC* di berbagai ambang klasifikasi. Menurunkan ambang klasifikasi menyebabkan

lebih banyak hal diklasifikasikan sebagai prediksi positif, menghasilkan *False Positives* dan *True Positives* lebih tinggi.



**Gambar 1. Confusion Matrix of Creditworthiness of Retrofitting**  
**Sumber: Penulis – Output**

Sementara itu berdasarkan nilai *LLR p-value model MNL* ini adalah 0,000, yang berarti nilai apabila *LLR p-value* kurang dari 0,01 atau 1%, maka model *MNL* dianggap 'sangat baik.' Nilai P = nilai dari setiap variabel yang ada tercatat di bawah  $P > |z|$  kurang dari 0,01 atau 1%. Untuk *Pseudo R-Squared* tercatat adalah 0,467 atau 46,70%, lihat Tabel 4 di bawah ini.

**Tabel 4. Proses Log Data**

<i>Deep Variable</i>	<i>EXPERT_JUDGE</i>	<i>No Observations</i>	2.332
<i>Model</i>	MNLogit	<i>Df Residual</i>	2.316
<i>Method</i>	MALE	<i>Df Model</i>	14
<i>Date</i>	Wed, 24 Mar 2021	<i>Pseudo R-Squared</i>	0,467
<i>Time</i>	15.27.29	<i>Log-Likelihood</i>	-1.144,000
<i>Converged</i>	TRUE	<i>LL-Null</i>	-2.147,000
<i>Covariance</i>	Non-robust	<i>LLR p-value</i>	0,000
<i>Deep Variable</i>	<i>EXPERT_JUDGE</i>	A:	2.319,953
<i>No. Iterations</i>	9	BIC:	2.412,024
<i>Converged</i>	1	Scale	1

**Sumber: Penulis – Output**

Menurut Tabel 5 di bawah, dari nilai *pseudo-R-Squared*, *R-Square* sendiri adalah persentase yang menunjukkan pengaruh semua variabel independen pada variabel dependen (proyek retrofit) sebesar 46,70%. Kemudian nilai persamaan untuk model regresi logistik multinomial yang digunakan untuk rasio kategori log proyek retrofit, *dummy* angka 2 menyatakan proyek retrofit diterima dan proyek retrofit ditahan dinyatakan dengan *dummy* angka 1 yang dihitung = 6,504 + 3,960 (Perjanjian Proyek) - 0,513 (Investasi Dimuka) - 2,209 (Faktor Pendapatan) - 0,489 (Faktor Pendapatan Tambahan) - 0,548 (Pengembalian Investasi) - 1,305 (Pelanggan) - 0,781 (Jenis Pelanggan). Berdasarkan regresi individu pada Tabel 5 di bawah, data menunjukkan bahwa setiap rasio log antara 2 (diterima) dan 1 (ditahan), menunjukkan bahwa setiap 1 unit dari setiap perjanjian proyek tambahan, akan ada tambahan 3,960 unit hasil *output* log regresi yang menentukan apakah proyek retrofit tersebut dapat diterima = 2 atau dapat ditahan = 1.

Di sisi lain, model regresi logistik multinomial untuk rasio kategori log proyek retrofit, *dummy* angka 2 menyatakan proyek diterima dan proyek retrofit ditolak dinyatakan dengan *dummy* angka 0 (ditolak), dengan perhitungan 5,170 + 8,371 (Perjanjian Proyek) - 1,006 (Investasi Dimuka) - 3,929 (Faktor Pendapatan) - 0,021 (Faktor Pendapatan Tambahan) - 0,050 (Pengembalian Investasi) - 2,220 (Pelanggan) + 1,439 (Jenis Pelanggan). Berdasarkan regresi individu dalam Tabel 5 di bawah, data menunjukkan bahwa setiap rasio log antara 2 (diterima) dan 0 (ditolak), itu menyatakan bahwa setiap 1 unit dari setiap perjanjian proyek tambahan, akan ada tambahan 8,371 unit hasil *output* log regresi yang menentukan apakah proyek retrofit tersebut dapat diterima = 2 dan dapat ditolak = 1. Rinciannya ada di Tabel 5 berikut ini:

**Tabel 2. Hasil Regresi untuk Nilai Dummy 2 dan Dummy 1**

<b>EXPERT_JUDGE=1=2</b>	<b>Coeff</b>	<b>Std. Error</b>	<b>z</b>	<b>P&gt; z </b>	<b>[0,025</b>	<b>0,975]</b>
<i>Const</i>	6,504	0,691	9,409	0,000	5,148	7,858
<i>Project Agreement</i>	3,960	0,284	13,922	0,000	3,402	4,517
<i>Upfront Investment</i>	-0,514	0,103	-4,969	0,000	-0,716	-0,311
<i>Revenue Factors</i>	-2,209	0,140	-14,484	0,000	-2,303	-1,754
<i>Additional Revenue Factors</i>	-0,489	0,105	-4,765	0,000	-0,694	-0,284
<i>Investment Return</i>	-0,548	0,103	-5,276	0,000	-0,752	-0,344
<i>Customer</i>	-1,305	0,118	-11,083	0,000	-1,535	-1,074
<i>Type of Customer</i>	(0,781)	0,169	4,531	0,000	0,435	1,986

**Sumber: Penulis – Output**

## KESIMPULAN

Di Indonesia, proyek investasi retrofit energi efisiensi layak untuk dijalankan karena memiliki keuntungan dapat menghemat konsumsi energi. Praktek investasi retrofit diperkirakan meningkat popularitasnya setelah semua negara di dunia setuju untuk berkomitmen mengurangi penggunaan bahan bakar fosil dan perjanjian perubahan iklim ditandatangani di Glasgow pada tahun 2021. Proyek investasi retrofit energi efisiensi ini dapat mengurangi konsumsi energi bagi industri, mengurangi kebutuhan pasokan energi primer yang harus dipasok oleh negara, serta menghasilkan banyak bisnis dan pekerjaan baru. Melalui pengembangan proyek investasi retrofit, dipastikan ekonomi Indonesia akan tumbuh dan mengalami perubahan yang signifikan. Ini dimungkinkan karena teknologi dan peralatan energi efisiensi sudah banyak beredar di pasaran. Namun, sampai saat ini, ada begitu banyak hambatan nonpasar dan pasar yang menghalangi praktek retrofit energi efisiensi.

Sehingga praktek investasi proyek retrofit MWS diharapkan akan banyak memunculkan *ESCO* di Indonesia dan mendorong asosiasi, industri, dan pengambil kebijakan untuk menempatkan langkah-langkah kebijakan implementasi penghematan energi di Indonesia yang lebih efektif. Proyek investasi retrofit efisiensi saat ini bukan menjadi fokus kebijakan pemerintah dan industri saat ini. Hasil studi kasus ini menunjukkan bahwa alasan yang membuat pemilik bangunan enggan atau ragu melakukan proyek retrofit masih terlalu besar. Menurut penelitian ini, proyek retrofit sangat realistis dan dapat menghemat biaya energi perusahaan. Analisis biaya-manfaat seharusnya memiliki peran penting dan menjadi salah satu faktor terpenting yang memengaruhi keputusan konsumen dalam mengeksekusi proyek retrofit.

Temuan studi kasus ini membantu memperjelas faktor-faktor yang memengaruhi keputusan perusahaan dalam menilai proyek kelayakan kredit retrofit dan mengeksekusi proyeknya. Penelitian ini memperlihatkan bagaimana MWS menafsirkan sifat dan konsekuensi dari kontrak *ESPC* dan *ESA*. Saat ini MWS memiliki masalah mendasar terkait bagaimana menghitung keuntungan retrofit, tingkat pengembalian, persentase nilai efisiensi energi yang harus dibagi dengan pelanggan, dan perkiraan penghematan biaya energi yang harus didistribusikan secara adil, baik kepada pelanggan dan juga perusahaan. Pertimbangan nonkeuangan termasuk instalasi dan pemeliharaan peralatan dan garansi pencahayaan juga menjadi pertimbangan perusahaan. Baik pelanggan SHJ atau perusahaan MWS tentu akan melihat bagaimana hasil keuntungan proyek retrofit memberikan manfaat yang sama bagi mereka berdua. Pelanggan SHJ tentu juga akan sangat tertarik pada teknologi peralatan hemat

energi, konsumsi daya dan estimasi tabungan, serta peralatan yang ramah lingkungan. Selama wawancara, manajemen MWS juga menyatakan bahwa pelanggan SHJ sangat yakin tentang program investasi retrofit yang mereka tawarkan.

Secara tradisional, MWS memutuskan apakah pembiayaan kredit *retrofitting* proyek akan terus dilakukan hanya dengan memastikan bahwa pelanggan memenuhi kriteria dan dapat menutupi semua risiko melalui analisis pembelajaran mesin. Keputusan akhir dibuat oleh manajemen MWS secara aklamasi berdasarkan analisis pembelajaran mesin ini. Di penelitian ini, penulis merancang kredit kelayakan proyek retrofit atau dapat juga dikatakan *scoring model* menggunakan pembelajaran mesin. Model ini penulis sebut sebagai '*Retrofitting Risk Modelling System*'. Pemodelan prediktif '*Retrofitting Risk Modelling System*' ini digunakan untuk mendeteksi kelayakan kredit pembiayaan retrofit.

Model prediktif ini dibangun menggunakan model multinomial logit berbasis pembelajaran mesin. Model ini dibangun menggunakan algoritma *Python* dan optimalisasi *performance* atau optimalisasi keuntungan dalam proyek ini menjadi tujuan penelitian ini. Hasil perhitungan menggunakan analisa pembelajaran mesin multinomial menunjukkan bahwa nilai akurasi data prediksi dengan data uji adalah 74,658%. Hasil tingkat prediksi mengacu pada persentase prediksi yang benar di antara semua data pengujian adalah 77,894%. Sementara tingkat Positif Sejati disebut *Recall* atau '*Sensitivity Rate*' karena didefinisikan sebagai beberapa kasus positif yang diidentifikasi dengan benar (*TPR*) adalah 82,222%. Oleh karena itu, sistem permodelan pembelajaran mesin model multinomial logit dapat digunakan untuk membantu MWS dalam memprediksi risiko kredit retrofit.

Di lain sisi, kelayakan kredit pelanggan juga sangat penting bagi kelangsungan hidup *ESCO*. Banyak faktor, terutama karakteristik kredibilitas pelanggan adalah faktor penting untuk dipertimbangkan di samping nilai perhitungan pengembalian proyek secara kuantitatif. Akibatnya, penulis merekomendasikan bahwa setiap *ESCO* harus memiliki model prediksi kelayakan kredit yang memadai untuk memperhitungkan kredit skoring pelanggan. Selain itu, teknik pembelajaran mesin dapat membantu *ESCO* dalam melakukan sistem kelayakan kredit tersebut. Penelitian ini juga menemukan bahwa pembangunan model prediktif menggunakan teknik pembelajaran mesin itu tidak mudah, ditambah model juga harus dengan mudah dapat diakses oleh non-ahli. Namun, penulis menemukan bahwa metode pembelajaran mesin untuk prediksi kelayakan kredit dalam proyek retrofit layak untuk dicoba dan diterapkan pada *ESCO* lainnya di Indonesia. Dengan demikian, diharapkan bahwa praktek baru ini akan tumbuh, populer, dan menjadi standar di antara *ESCO*.

Oleh karenanya, penelitian ini diproyeksikan untuk memberikan dua kontribusi untuk ilmu pengetahuan. Pertama dan yang terutama, penelitian ini dimaksudkan untuk menjadi salah satu sumber pengetahuan pada model penilai kelayakan kredit berbasis pembelajaran mesin. Kedua, penelitian ini diproyeksikan menjadi salah satu sumber data utama pada model pembelajaran mesin. Sementara itu, Bidang Praktisi Industri di bidang energi efisiensi diharapkan mendapat manfaat dari penelitian ini.

## DAFTAR PUSTAKA

- Almeida, A. De, Santos, B., Paolo, B., & Quicheron, M. (2014). Solid state lighting review – Potential and challenges in Europe. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 34, 30–48.
- Athey, S. (2017). The Impact of Machine Learning on Economics, (September), 1–27.
- Athey, S., & Imbens, G. W. (2019). *Machine Learning Methods Economists Should Know About*. Sloan Foundation.
- Ben-Akiva, M., & Boccara, B. (1995). Discrete choice models with latent choice sets. *International Journal of Research in Marketing*, 12(1), 9–24.
- Bennich, P. (2015). Test Report – Clear, Non-Directional LED Lamps.
- Branson, W. H. (1979). *Macroeconomic Theory And Policy*.
- Breiman, L. (2001). Random Forests.
- Cherchi, E., & Cirillo, C. (2010). Day-to-day variability and habit in modal choices: a mixed logit model on panel data. In *XVI PANAM* (pp. 1–19). Portugal.
- Christopher, M., Belghith, A., Weinreb, R. N., Bowd, C., Goldbaum, M. H., Saunders, L. J., ... Zangwill, L. M. (2018). Retinal nerve fiber layer features identified by unsupervised machine learning on optical coherence tomography scans predict glaucoma progression. *Investigative Ophthalmology and Visual Science*, 59(7), 2748–2756.
- Cramer, J. A. (2004). A Systematic Review of Adherence With Medications for Diabetes. *Diabetes Care*, 27(5), 1218–1224.
- Dobbs, R., Pohl, H., Lin, D.-Y., Mischke, J., Garemo, N., Hexter, J., ... Nanavatty, R. (2013). Infrastructure productivity: How to save \$1 trillion a year.
- Dupont, L., Fliche, O., & Yang, S. (2020). Governance of Artificial Intelligence in Finance. Retrieved from [https://acpr.banque-france.fr/sites/default/files/medias/documents/20200612\\_ai\\_governance\\_finance.pdf](https://acpr.banque-france.fr/sites/default/files/medias/documents/20200612_ai_governance_finance.pdf)
- Fornara, F., Pattitoni, P., Mura, M., & Strazzera, E. (2016). Predicting intention to improve household energy efficiency: The role of value-belief-norm theory, normative and informational influence, and specific attitude. *Journal of Environmental Psychology*, 45, 1–10.
- Frankel, D., Heck, S., & Tai, H. (2013). Sizing the potential of behavioral energy-efficiency initiatives in the US residential market. *McKinsey&Company*.
- Fuller, S. K., & Petersen, S. R. (1996). LCCosting Manual for the Federal Energy Management Program. *NIST Handbook 135*.
- Grennepois, N., Alvirescu, M., and Bombail, M. (2018). Using random forest for credit risk models. Deloitte Risk Advisory, September, 2018.
- Heesen, F., & Madlener, R. (2016). *Technology Acceptance as Part of the Energy Performance Gap in*

*Energy- Efficient Retrofitted Dwellings. Institute for Future Energy Consumer Needs and Behavior (FCN).*

- Hejazi, F. A., Ramanathan, R. A., & Jaffar, M. S. (2016). Seismic Response of a Light Rail Transit Station Equipped with Braced Viscous Damper. *Science & Technology*, 24(2), 273–283.
- Hensher, D. A., & Greene, W. H. (2002). *The mixed logit model: The state of practice. Working Paper ITS-WP-02-01* (Vol. 30).
- Husin, N. I., Ahmad, A. C., Wahid, A. M. A., & Kamaruzzaman, S. N. (2017). Energy Efficiency Criteria for Green Highway. *Social Science & Humanities*, 25, 119–128.
- Johnstone, M. L., & Tan, L. P. (2014). Exploring the Gap Between Consumers' Green Rhetoric and Purchasing Behaviour. *Journal of Business Ethics*, 132(2), 311–328.
- Lessmann, S., Baesens, B., Seow, H. V., & Thomas, L. C. (2015). Benchmarking state-of-the-art classification algorithms for credit scoring: An update of research. *European Journal of Operational Research*, 247(1), 124–136.
- Liang, X., Peng, Y., & Shen, G. Q. (2016). A game theory based analysis of decision making for green retrofit under different occupancy types. *Journal of Cleaner Production*, 137, 1300–1312.
- McWilliams, J. A., & Walker, I. S. (2005). Home Energy Article : A Systems Approach to Retrofitting Residential HVAC Systems. *Lawrence Berkeley National Laboratory*.
- Mearig, T., Coffee, N., & Morgan, M. (1999). *Life Cycle Cost Analysis Handbook*.
- Mullainathan, S., & Spiess, J. (2017). Machine learning: An applied econometric approach. *Journal of Economic Perspectives*, 31(2), 87–106.
- Polzin, F., von Flotow, P., & Nolden, C. (2016). Modes of governance for municipal energy efficiency services - The case of LED street lighting in Germany. *Journal of Cleaner Production*, 139, 133–145.
- Ruparathna, R., Hewage, K., & Sadiq, R. (2017). Economic evaluation of building energy retrofits: A fuzzy based approach. *Energy and Buildings*.
- Stern, P. C. (2011). Contributions of Psychology to Limiting Climate Change. *American Psychologist*, 66(4), 303–314.
- US Environmental Protection Agency. (2008). ENERGY STAR - Building Upgrade Manual.
- Varian, H. R. (2014). Big data: New tricks for econometrics. *Journal of Economic Perspectives*, 28(2), 3–28.
- West, D. (2000). Neural network credit scoring models. *Computers and Operations Research*, 27(11–12), 1131–1152.
- Wiginton, J. C. (1980). University of Washington School of Business Administration Cambridge University Press. *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, XV(3), 757–770.
- Yobas, M. B., Crook, J. N., & Ross, P. (2000). Credit scoring using neural and evolutionary techniques. *IMA Journal of Mathematics Applied in Business and Industry*, 11(2), 111–125.