Analisis Permintaan dan Prediksi Obat dengan Menggunakan Metode *ABC Analysis* dan *SVR*

Bakhtiyar Hadi Prakoso1, Sri Kusumadewi2, Isnatin Miladiyah3

1Jurusan Teknik Informatika Universitas Muhammadiyah Jember

2Jurusan Magister Informatika Universitas Islam Indonesia

3Fakultas Kedokteran Universitas Islam Indonesia

1Jl. Karimata No 49, Jember 68121 Telp (0331) 895287

2,3Jl. Kaliurang km 14 Yogyakarta 55510

Telp (0274) 895287 ext 122, fax (0274) 895007 ext 148

1bahtiyar.hp@unmuhjember.ac.id,2cicie@fti.uii.ac.id

3isnatin@fk.uii.ac.id

**Abstract.**Dalam satu tahun, rata-rata rumah sakit mengeluarkan total sekitar 33% dari biaya investasi keseluruhan hanya untuk biaya investasi obat. Permasalahan yang timbul dalam mengelola persediaan obat adalah terkadang terdapat kondisi obat yang stock out. Untuk menghindari hal tersebut dibutuhkan perencanaan logistik yang baik. Penelitian ini akan membahas metode yang dipakai untuk merencanakan logistik yaitu metode ABC Analysis dan Support Vector Regression (SVR). Metode ABC Analysis membantu proses klasifikasi obat menjadi tiga kelompok utama yang didasarkan pada tingkat kepentingan yaitu kelompok A, B, dan C. Sedangkan metode SVR digunakan untuk untuk menghitung prediksi obat.Data obat diambil dari Rumah Sakit Swasta di Kabupaten Jember. Hasilnya ABC Analysis mampu mengklasifikasikan obat menjadi tiga kelompok yaitu: golongan A sejumlah 311 item atau 30,55% dari jumlah item keseluruhan, kelompok B sejumlah 304 item atau 29,862% dari jumlah item keseluruhan, dan kelompok C sejumlah 403 item atau 39,587% dari jumlah item keseluruhan. Uji prediksi dilakukan dengan mengambil data sebanyak lima buah obat yang berasal dari kelompok A.dalam proses perhitungannya, kernel yang digunakan adalah dengan kernel linearhasilnya masing-masing obat menghasilkan nilai MAPE diatas 20%, dimana hasil ini belum dikatakan efektif jika digunakan untuk proses prediksi.

**Keywords:** *SVR, ABC Analysis*, prediksi, klasifikasi, obat

1. Pendahuluan

Dalam satu tahun rata-rata rumah sakit mengeluarkan total sekitar 33% dari total pengeluaran belanja (investasi) keseluruhan hanya untuk mengelola persediaan obat1. Melihat cukup besarnya presentasi tersebut diperlukan pengelolaan persediaan obat yang baik karena pada akhirnya akan berpengaruh pada pendapatan2. Dalam sebuah rumah sakit instalasi farmasi bisa mengelola sampai ribuan obat dan hampir setiap hari terjadi transaksi dengan berbagai macam tipe obat dengan jumlah yang bervariasi3. Permasalahan yang timbul dalam mengelola persediaan obat adalah dimungkinkan adanya kondisi obat yang *stock out,* dimana jumlah permintaan tidak sebanding dengan persediaan4. Kondisi *stock out* pada instalasi farmasi rumah sakit bisa terjadi karena adanya kesalahan dalam pengaturan perencanaan persediaan antar item obat5.

Untuk menghindari hal tersebut dibutuhkan perencanaan persediaan yang baik tentang bagaimana mengatur persediaan. Salah satu caranya yaitu dengan metode prediksi6, dimana metode ini menekankan pada kemampuan untuk memprediksi kebutuhan masa akan datang7.Selain prediksiproses perencanaan logistik dilakukan dengan metode*ABC Analysis.* Metode ini dapat dipergunakan untuk membantu mengklasifikasikan item-item barang berdasarkan tingkat kepentingan yang terbagi dalam kelompok A, B, dan C. Perhitungan *ABC Analysis* didasarkan pada besarnya tingkat investasi pengeluaran dalam satu tahun. Metode ini mengacu pada konsep *Pareto8*.Pada penelitian ini akan dibahas tentang proses klasifikasi obat dengan menggunakan *ABC Analysis*, yang kemudian dilanjutkan dengan prediksi dengan metode *Support Vector Regression (SVR)*. Metode ini yang dapat dipakai untuk menyelesaikan permasalahan *linear* maupun *non linear* untuk permasalahan regresi9.

1. Dasar Teori
	1. ABC Analysis

Pada abad ke 18 Vilefredo Pareto dalam studi tentang kesehatan menemukan konsep bahwa 20 persen orang akan mengontrol sebanyak 80 persen kesehatan seseorang. Dalam perkembangannya konsep inimulai berlaku untuk berbagai masalah, kondisi, dan situasi, sehingga muncul konsep *ABC Analysis*. *ABC Analysis* adalah sebuah metode yang didasarkan pada menerapakan prinsip *Pareto* yaitu 20% dari total item akan mempengaruhi 80 % total pengeluaran per tahun10.



**Gambar 1.** Grafik Pengeluaran pertahun dengan Jumlah Persen Item11.

Gambar 1 menunjukkan hanya sedikit jumlah obat yang berpengaruh besar terhadap jumlah pengeluaran per tahun. Metode *ABC Analysis* ini efektif digunakan untuk perusahaan dimana item yang dikelola banyak jumlahnya. Dalam teori *ABC Analysis* klasik pengelompokan ini berdasarkan satu parameter yaitu nilai investasi yang dikeluarkan. Nilai tersebut dapat diperoleh dari harga per item barang dikalikan dengan jumlah permintaan selama satu tahun. Berdasrkan golongannya dan tingkat kepentingannya klasifikasi *ABC analysis* dibagi menjadi 3 kategori, antara lain adalah sebagai berikut:

1. Kelompok A: kurang dari 80 persen akumulasi dari nilai investasi keseluruhan
2. Kelompok B: 80 -95 persen akumulasi dari nilai investasi keseluruhan
3. Kelompok C: lebih dari100 persen akumulasi dari nilai investasi keseluruhan

Masing-masing kelompok mempunyai tingkat kepentingan yang berbeda-beda. Kelompok A mempunyai tingkat kepentingan yang tinggi, kelompok B mempunyai tingkat kepentingan yang sedang, dan kelompok C mempunyai tingkat kepentingan yang rendah8.

* 1. Support Vector Regression

Dalam teori dan implementasi, *Support Vector Regression (SVR)* terkait erat dengan *Support Vector Machine (SVM)*. *SVR* diperkenalkan oleh Vapnik dalam teorinya *Statistical Learning Theory,* dimana dibuat untuk menyelesaikan permasalahan regresi, sehingga *output* dari *SVR* adalah berupa bilangan riil dan kontinyu12. Dimisalkan terdapat training data $\{\left(x\_{1},y\_{1}\right),\left(x\_{2},y\_{2}\right),…,\left(x\_{l},y\_{l}\right)\}⊂X × R$ dimana $X $ merupakan *input vector* dari $R^{d}$. Dalam konsep ε-SV Regresion, Vapnik menjelaskan bahwa tujuan dari ε-SV Regresion ini adalah mencari fungsi $f\left(x\right)$yang mempunyai deviasi maksimal sebesar *ε*untuk mendapatkan nilai target $y\_{i}$ dari semua data *training*, dimana kesalahan akan diterima selama kurang dari nilai *ε*. Dan nilai kesalahan tidak diterma apabila nilainya melebihi sebesar *ε.*Fungsi linear secara umum dapat dituliskan sebagai fungsi $f$ yang dijelaskan pada rumus 2.1 dibawah ini,

$f(x)=\left〈w,x\right〉+b w\in X , b\in R$ (1)

dimana $\left〈 . , . \right〉$ merupakan hasil dari dot product di $X$. Fungsi 1 merupakan flatness sehingga tujuannnya adalah mencari nilai kecil dari $w$. Salah satu cara untuk mencari nilai tersebut adalah meminimalkan bentuk *Euclidean* $\left‖w\right‖^{2}$ secara matematis hal tersebut dapat ditulis dengan permasalahan *convex optimization* yang dijelaskan pada rumus 2.2 dibawah ini,

 *Minimize* $\frac{1}{2}\left‖w\right‖^{2}$ (2)

 *Subject t*o: $y\_{i}-\left〈w,x\right〉-b \leq ε$

 $\left〈w,x\right〉+b- y\_{i} \leq ε$

Adakalanya kondisi dimana nilai kessalahan diperbolehkan melebihi batas ambang nilai dari ε. Pada kondisi ini dibutuhkan sebuah *soft margin – variable slack*$ξ\_{i},ξ\_{i}^{\*}$ untuk batasan tingkat kesalahan sehingga persamaanya menjadi,

 *Minimize* $\frac{1}{2}\left‖w\right‖^{2}+ C\sum\_{i=0}^{l}(ξ\_{i}+ ξ\_{i}^{\*})$

 *Subject to*: $y\_{i}-\left〈w,x\right〉-b \leq ε$+$ξ\_{i}$

 $\left〈w,x\right〉+b- y\_{i} \leq ε$+$ξ\_{i}^{\*}$ $ξ\_{i},ξ\_{i}^{\*}$ $\geq 0$ (3)

Konstanta $C>0$ menentukan *trade of* antara *flatness* dari fungsi f dan seberapa besar tingkat deviasi kesalahan dari batas $ε$ yang dapat ditoleransi.Jika dilihat dari sudut pandang matematika masalah yang terdapat pada *SVR* adalah *Convex Linear Programing NLP optimation problem* dimana terdapat masalah untuk meminimalkan fungsi kuadratik untuk diubah menjadi sebuah batasan. Batasan- batasan ini dapat diselesaikan dengan *dual problem formulation* yang mana untuk menyelesaikan kondisi dual problem ini digunakan persamaan *Lagrange Multiplier.* Dari proses matematis tersebut maka didapatkan rumus seperti yang dijelaskan pada rumus 4 dibawah ini,

$f\left(x\right)=\sum\_{i=1}^{l}\left(α\_{i}-α\_{i}^{\*}\right).\left〈x\_{i}.x\right〉+b$(4)

Fungsi diatas adalah fungsi untuk yang digunakan untuk menghitung permasalahan linear. Sedangkan untuk permasalahan *non linear* nilai $x\_{i}$ dan $x$terlebih dahulu ditransformasikan kedalam *space feature* yang berdimensi tinggi dengan cara memetakan vektor $x\_{i}$ dan $x$ke dalam fungsi $Φ$. Fungsi $Φ$ merupakan fungsi kernel. Dengan begitu persamaan akhirnya adalah sebagai berikut.

$f\left(x\right)=\sum\_{i=1}^{l}\left(α\_{i}-α\_{i}^{\*}\right).K\left(x\_{i},x\right)+b$ (5)

1. Metodologi

Data obat diambil dari Rumah Sakit Swasta di Kabupaten Jember, dengan menggambil data dari bagian rawat inap maupun rawat jalan. Proses pengambilan data dijelaskan pada gambar 2 dibawah ini



**Gambar 2.** Proses Pengambilan Data

Data yang digunakan untuk perhitungan ABC Analysis adalah data rekap permintaan tahunan dan harga pada masing-masing obat. Sedangkan untuk data perhitungan prediksi dengan *SVR* digunakan data rekap permintaan obat mingguan. Tahapan proses klasifikasi *ABC Analysis* dijelaskan pada gambar 3 dibawah ini

**Gambar 3.** Proses Klasifikasi dengan *ABC Analysis*

Masing-masing obat akan di rekap jumlah permintaan dan harga selama satu tahun dengan menggambil data tahun 2015..Kedua variabel tersebut digunakan untuk mencari nilai investasi per obat. Data diurutkan dari tingkatan tertinggi sampai dengan tingkatan terendah berdasarkan nilai investasi dan dihitung nilai investasi komulatif dan presentasi komulatifnya. Tahap akhir dari proses klasifikasi ini adalah membagi obat menjadi kelompok A, B, dan C.

**Gambar 4.** Metode Pengolahan Data untuk Prediksi

Gambar 4 merupakan langkah yang digunakan untuk menghitung prediksi. Berbeda dengan penelitian yang pernah dilakukan oleh Fruggiero6, Saad16, dan Ghousi17 yang menggunakan data  *multivariate time series.* Pada penelitian ini data yang digunakan adalah data *univariate time series* dan metode yang digunakannya pun berbeda dari metode penelitian sebelumnya dimana pada penelitan in metode yang digunakan adalah *SVR*. Data yang digunakan adalah data rekap perminggu. Data rekap tersebut dimodelkan seperti yang ada pada rumus 6.

 $X=\left[\begin{matrix}\begin{matrix}\begin{matrix}x\_{1}\\x\_{2}\\:\end{matrix}&\begin{matrix}x\_{2}\\x\_{3}\\:\end{matrix}\\x\_{n+p}&x\_{t-p+1}\end{matrix}&\begin{matrix}\begin{matrix}…&x\_{t}\end{matrix}\\\begin{matrix}\begin{matrix}…&x\_{t+1}\end{matrix}\\\begin{matrix}:& :\end{matrix}\end{matrix}\\\begin{matrix}…&x\_{n-1}\end{matrix}\end{matrix}\end{matrix}\right], Y\left[\begin{matrix}x\_{t+1}\\\begin{matrix}x\_{t+2}\\:\end{matrix}\\x\_{n}\end{matrix}\right]$ (6)

Rumus 6 menununjukkan pemodelan data yang digunakan, *t* merupakan besar dimensi. Menurut Li dkk tidak ada teori yang pasti untuk menentukan besarnya *t*13, sehingga pada penelitian ini nilai *t* diasumsikan 4. Pada tahap *data preprocessing*, penelitian ini mengacu pada penelitian yang dilakukan oleh Sven F dkk dimana terdapat proses transformasi linier terhadap model data yang telah dibangun, tujuaanya adalah untuk meninggkatkan akurasi 18. Skala yang digunakan adalah [-1,+1]. Hasil pemodelan diuji dengan uji *F Regresi* untuk menentukan kernel yang digunakan dalam perhitungan *SVR*. Tingkat akurasi perhitungan *SVR* diukur dengan *Mean Absolute Presentage Error (MAPE)*. Rumus untuk menghitung MAPE dijelaskan pada rumus 714:

$MAPE= \frac{1}{n}\sum\_{i=0}^{n}\frac{|\overbar{x}\_{i}-x\_{i}|}{x\_{i}} X 100\%$ (7)

di mana $x=(x\_{1}, x\_{2},x\_{3},…, x\_{n})$ merupakan data prediksi dan$\overbar{x}=(\overbar{x}\_{1},\overbar{x}\_{2},\overbar{x}\_{2},…,\overbar{x}\_{n})$merupakan data aktual. Nilai prediksi dapat dikatakan bagus jika nilai dari *MAPE* tidak melebihi 20%14. Metode yang dipakai dalam uji yaitu *K-fold cross validation* dengan nilai k = 515*.*

1. Hasil dan Pembahasan

Proses klasifikasi membagi obat menjadi 3 golongan yaitu golongan A, B, dan C. Masing-masing kelompok dibedakan pengelolaannya. Obat dengan kategori A dengan jumlah 311 macam item merupakan golangan obat dengan investasi tinggi Total nilai investasi sebesar Rp. 4.813.997.261,- atau 79,943% dari nilai investasi keseluruhan. Goloangan A merupakan golongan yang mempunyai perhatian lebih terhadap kebijakan persediaan obat karena golongan ini berpengaruh besar terhadap investasi keseluruan. Tabel 1 menunujukkan hasil dari proses klasifikasi *ABC Analysis.*

**Tabel 1.** Hasil Klasifikasi *ABC Analysis*

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| Kategori | Jumlah Item | Presentase Jumlah Item | Total Investasi(dalam Rp) | Presentase Total Investasi |
| A | 311 | 30,550% | 4.813.997.261 | 79,943% |
| B | 304 | 29,862% | 905.950.285 | 15,045% |
| C | 403 | 39,587% | 301.849.247 | 5,013% |
| Jumlah | **1018** | **100%** | **6.021.796.793** | **100%** |

Golongan obat B merupakan golongan obat dengan nilai investasi sedang diantara golongan A dan C. Jumlah item obat untuk golongan ini sebanyak 304 dari jumlah item obat keseluruhan. Jumlah nilai investasi total dalam kelompok ini sebesar Rp 905.950.285,- atau 15,045% dari jumlah total investasi keseluruhan obat. Jumlah nilai investasi yang lebih kecil dari kelompok A membuat kebijakan pengelolaan persediaan tidak begitu ketat dibandingkan kelompok A. Kelompok C merupakan kelompok obat dengan nilai investasi yang dikeluarkan oleh rumah sakit yang nilainya lebih kecil dibandingkan dengan kelompok A dan B. Dari penelitian ini didapatkan 403 item obat dengan kelompok C atau sebesar 39,587% dari total jumlah item keseluruhan. Jumlah nilai investasi yang dikeluarkan sejumlah Rp 301.849.247,- atau sebesar 5,013% dari total nilai investasi secara keseluruhan.

Penelitian ini mengambil sampel obat dari goloongan A dengan urutan 5 terbesar nilai investasi yang dikeluarkan. Golongan A diambil karena mempunyai pengaruh yang besar terhadap investasi yang dikeluarkan. Gambar 5 merupakan hasil visualisasi permintaan obat yang dijadikan sampel. Permintaaan obat CEFAT CAP 500MG berpola horisontal cenderung fluktuatif pada nilai *mean* dan ada beberapa titik yang nilai simpangannya jauh dari *mean* sehingga pola variansi datanya tidak stabil atau tidak stasioner. Untuk obat CEFILA CAP 100MG 30S. Cenderung berpola siklis dimana data yang terbentuk cenderung tidak berpola .Nilai simpangan dari *mean* cenderung besar dimana nilai dari variasinya cenderung beragam atau tidak stabil. Obat CLOPIDOGREL TAB 75MG@30 terdapat pola tren serta musiman sehingga dapat dikatakan data tidak stasioner dalam *mean*. Nilai simpangan juga cenderung tidak konstan hal ini membuat pola variansi data cenderung tidak stasioner.GOOD LIFE GCM FORTE @30S cenderung berpola siklis dimana data cenderung tidak mempunyai pola-pola tertentu dan tidak stabil pada nilai *mean*. Nilai simpangan dari data tersebut di beberapa titik tertentu sangat jauh sehingga cenderung tidak stasioner dalam variansi.SEROLIN 30MG 2X21 TAB @30S terdapat pola horizontal, rata-rata nilai permintaan bergerak fluaktuatif dari waktu ke waktu disekitar *mean,* namun demikian ada beberapa nilai yang nilai simpanganya cukup jauh dari nilai *mean*.



 **Gambar 5.** Grafik Permintaan Kelima Sampel Obat

Uji prediksi dilakukan dengan metode*5-fold cross validation*. Dari hasil uji f-regresi kernel yang digunakan adalah kernel *linear* untuk semua obat. Parameter yang digunakan yaitu C=1, C=10, dan C=100 dan$ ε=0.1$**.** Berdasarkan hasil uji tingkat akurasi masing –masing obat dapat dilihat pada tabel 2 dibawah ini.

**Tabel 2.** Perbandingan Hasil Uji Kelima Sampel Obat

|  |  |
| --- | --- |
| **Nama Obat** | **MAPE (dalam %)** |
| **C=1** | **C=10** | **C=100** |
| CEFAT CAP 500MG | 45,37 | 43,75 | 42,69 |
| CEFILA 100MG CAP @30S | 34,26 | 32,93 | 33,15 |
| CLOPIDOGREL TAB 75MG@30 | 52,90 | 51,13 | 50,66 |
| GOOD LIFE GCM FORTE @30S | 34,75 | 34,39 | 34,61 |
| SEROLIN 30 MG 2X21 TAB | 40,38 | 39,72 | 39,49 |

Dari uji yang dilakukan, nilai *MAPE* yang dihasilkan untuk masing-masing obat cukup tinggi dengan rata-rata diatas 20% untuk berbagai data uji*.*Menurut Zainun dkk bahwa peramalan menghasilkan nilai baik ketika *MAPE* yang dihasilkan tidak melebihi 20%19. Dari hasil tersebut proses transformasi linier yang telah dilakukan oleh Sven F dkk belum dapat membantu peningkatan nilai akurasi prediksi permintaan dengan studi kasus permintaan obat. Lain halnya yang dilakukan oleh Peixian yang menggunakan data *univariate time series* pada prediksi tambang. Dalam tahapan *preprocessing data* selain terdapat proses tranformasi data Peixian juga menambahkan proses perubahan data menjadi stasioner. Hasil akurasinya cukup bagus dengan nilai *maximum relative error* terbesar 1,8% yang jika dibandingan dengan metode ARMA sebesar 5% 14.

Masing-masing obat mempunyai karakteristik permintaan unik, di mana model data dan parameter yang sama tidak bisa menjamin nilai *MAPE* yang dihasilkan sama. Berdasarkan penjelasan grafik permintaan pada Gambar 5, terdapat kesamaan sifat diantara kelima obat tersebut yaitu data cenderung bersifat *non* stasioner dalam *mean* dan variansi. Jika ditinjau dari *MAPE* yang dihasilkan serta adanya kesamaan pola data yang terindikasi tidak stasioner dalam *mean* ataupun varian, serta beberapa penelitian yang terkait dengan pembahasan stasioner data terdapat kemungkinan pola data yang tidak stasioner akan mempengaruhi tingkat akurasi yang dihasilkan.

1. Kesimpulan

Berdasarkan data permintaan obat tahun 2015, metode *ABC Analysis* mampu membagi obat menjadi 3 golongan yaitu golongan A sejumlah 311 item atau 30,55% dari item keseluruhan, golongan B sejumlah 304 item atau 29,862% dari item keseluruhan, dan golongan C sejumlah 403 item atau 39,587%. Nilai total keseluruhan investasi yang dikeluarkan oleh rumah sakit sebesar Rp 6.021.796.820,-. Dari proses klasifikasi dapat diketahui obat yang mempunyai perhatian lebih. Hasil uji dari kelima obat dengan menggunakan kernel yang sama yaitu kernel liner, seluruhnya menghasilkan nilai *MAPE* diatas 20%. Dengan rincian obat sebagai berikut: CEFAT CAP 500MG sebesar 42,69%, CEFILA 100MG CAP @30S sebesar 32.93%, CLOPIDOGREL TAB 75MG@30 sebesar 50,66%, GOOD LIFE GCM FORTE @30S sebesar 34,39%, dan SEROLIN 30 MG 2X21 TAB sebesar 39,49%. Berdasarkan hasil tersebut prediksi obat dengan menggunakan metode *SVR* pada data *univariate time series* tergolong belum efektif, karena tingkat *MAPE* yang dihasilkan rata-rata diatas 20%. Kontribusi yang didapatkan dalam penelitian ini adalah berupa hasil pengelompokan obat A, B, dan C berdasarkan nilai investasi yang dapat digunakan untuk membantu mengambiil kebijakan terkait dengan persediaan obat dan hasil penelitan dapat dijadikan referensi penelitan penelitian yang terkait dengan prediksi obat dengan metode *SVR*. Sebagai pengembangan penelitian selanjutnya perlu adanya metode *data* *preprocessing* yang efektif untuk mengatasi masalah data tidak stasioner agar tingkat akurasi yang dihasilkan lebih baik. Disamping itu, pemilihan data *multivariate* juga bisa menjadi bahan untuk mengeksplorasi lebih lanjut lagi penggunaan metode *SVR* dalam memprediksi obat.

Referensi

1. Kumar, S., & Chakravarty, A. (2015). ABC–VED analysis of expendable medical stores at a tertiary care hospital. *Medical Journal Armed Forces India*, *71*(1), 24–27. doi:10.1016/j.mjafi.2014.07.002
2. Uthayakumar, R., & Priyan, S. (2013). Pharmaceutical supply chain and inventory management strategies for optimization: A study on pharmaceutical company and hospital. *Operations Research for Health Care*. doi:10.1016/j.orhc.2013.08.001
3. Er, M., Laili, E. N., & Renny, P. K. (2011). Classification of Hospital Pharmaceutical Drug Inventory Items by Combining ABC Analysis and Fuzzy Classification. *International Conference on Advanced Computer Science and Information System (ICACSIS 2011)*, 978–979.
4. Kelle, P., Woosley, J., & Schneider, H. (2012). Pharmaceutical supply chain specifics and inventory solutions for a hospital case. *Operations Research for Health Care*, *1*(2-3), 54–63. doi:10.1016/j.orhc.2012.07.001
5. Shiau, J.-Y., Li, X., & Zheng, M.-J. (2012). Drug Inventory Control For Outpatien Services. *Logistics Management*, (July), 16–18.
6. Fruggiero, F., Iannone, R., Martino, G., Miranda, S., & Riemma, S. (2012). A forecast model for pharmaceutical requirements based on an artificial neural network. *Service Operations and Logistics, and Informatics (SOLI), 2012 IEEE International Conference on*, 263–268.
7. Makridakis, S. (1986). The art and science of forecasting An assessment and future directions. *International Journal of Forecasting*, *2*(1), 15–39. doi:10.1016/0169-2070(86)90028-2
8. Scholz‐Reiter, B., Heger, J., Meinecke, C., & Bergmann, J. (2012). Integration of demand forecasts in ABC‐XYZ analysis: practical investigation at an industrial company.
9. Vapnik, V. N. (1999). An overview of statistical learning theory. *IEEE Transactions on Neural Networks / a Publication of the IEEE Neural Networks Council*, *10*(5), 988–999. doi:10.1109/72.788640
10. Chu, C. W., Liang, G. S., & Liao, C. T. (2008). Controlling inventory by combining ABC analysis and fuzzy classification. *Computers and Industrial Engineering*, *55*(4), 841–851. doi:10.1016/j.cie.2008.03.006
11. Flores, B. E., & Whybark, D. C. (1987). Implementing multiple criteria ABC analysis. *Journal of Operations Management*, *7*(1-2), 79–85. doi:10.1016/0272-6963(87)90008-8
12. Smola, A., & Schölkopf, B. (2004). A tutorial on support vector regression. *Statistics and Computing*, *14*, 199–222. doi:10.1023/B:STCO.0000035301.49549.88
13. Li, P., Zhixiang, T., Lili, Y., & Deng, K. (2009). Time series prediction of mining subsidence based on a SVM. *Mining Science and Technology*, *21*(4), 557–562. doi:10.1016/j.mstc.2011.02.025
14. Hyndman, R. J., & Koehler, A. B. (2006). Another look at measures of forecast accuracy. *International Journal of Forecasting*, *22*(4), 679–688. doi:10.1016/j.ijforecast.2006.03.001
15. Bergmeir, C., Costantini, M., & Bennitez, J. M. (2014). On the usefulness of cross-validation for directional forecast evaluation. *Computational Statistics and Data Analysis*, *76*(2009), 132–143. doi:10.1016/j.csda.2014.02.001
16. Saad M Darwish, M. a H. M. A. E. (2013). Drug Consumption Prediction through Temporal Pattern Matching. *Proceedings of the World Congress on Engineering (2013)*, *III*, 1486–1492. Retrieved from http://www.researchgate.net/publication/250614898\_Drug\_Consumption\_Prediction\_through\_Temporal\_Pattern\_Matching/file/60b7d51ed0b9d264d4.pdf
17. Ghousi, R., Mehrani, S., & Momeni, M. (2012). Application of Data Mining Techniques in Drug Consumption Forecasting to Help Pharmaceutical Industry Production Planning. *Proceedings of the 2012 International Conference on Industrial Engineering and Operations Management*, 1162–1167.
18. Crone, S. F., Guajardo, J., & Weber, R. (2006). The impact of preprocessing on support vector regression and neural networks in time series prediction. *Proceedings of the 2006 International Conference on Data Mining, DMIN*, 37–44. Retrieved from http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=10.1.1.86.6266&amp;rep=rep1&amp;type=pdf
19. Zainun, N. Y., Rahman, I. A., & Eftekhari, M. (2011). Forecasting low-cost housing demand in Pahang , Malaysia using Artificial Neural Networks. *International Journal of Sustainable Construction Engneering & Technology*, *2*(1), 83–88.