

Р.В. Воронов, О.В. Донець

Харківський національний університет міського господарства імені О.М. Бекетова, Україна

АВТОМАТИЧНЕ КЕРУВАННЯ ТЕХНОЛОГІЧНИМ ПРОЦЕСОМ З ВИКОРИСТАННЯМ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ ДЛЯ ВИЗНАЧЕННЯ ПАРАМЕТРІВ ВИРОБНИЧОГО ПРОЦЕСУ

У багатофакторних системах з використанням текстової та графічної інформації в матричній факторизації для полегшення проблеми роздільної обробки даних на підприємстві при автоматичному керуванні можливо використовувати нейронні мережі. Останнім часом в деяких роботах, присвячених дослідженню нейронних мереж, для глибшого розуміння змісту текстових та графічних елементів, досягнення ефективності шляхом створення більш точних моделей розпізнавання елементів та параметрів виробничого процесу використовують штучний інтелект.

Ключові слова: автоматичне керування, нафтогазова галузь, технологічний процес, комп'ютерні мережі, глибокі нейронні мережі.

Постановка проблеми

Підвищення ефективності будь-якого підприємства та зниження витрат для обслуговування виробництва наразі є одним з основних стратегічних завдань промислових установ. Інноваційний розвиток підприємств на своєму циклі життєвого етапу немислимий без формування ефективної системи керування технологічними процесами. Причому основна увага на всіх рівнях управління та керівництва має бути зосереджена на найбільш раціональному використанні матеріальних, трудових і фінансових ресурсів, природних багатств, усунення зайвих витрат. Саме ці питання є основними під час вирішення завдань управління сучасного підприємства.

Незважаючи на велику кількість досліджень у галузі систем автоматичного керування, ряд певних питань залишаються актуальними та важливими для сучасного виробництва. Основними обмеженнями застосування для підприємств електричного транспорту наявних класичних адаптивних систем управління є: відсутність або недостатня точність контрольно-вимірювальної апаратури; значний вплив, а точніше взаємовплив, технологічних процесів та ліній один на одного; постійний «дрейф» зони оптимальної роботи у зв'язку зі зношуванням обладнання; фінансова неспроможність підприємства; відсутність кваліфікованих робітників тощо. Разом з тим, розвиток систем штучного інтелекту – штучних нейронних мереж – дає підстави припустити, що такі системи керування можуть бути розроблені та ефективні, оскільки нейромережі орієнтовані на обробку великих масивів інформації, у тому числі і слабоструктурованої, здатні до

модернізації та адаптації. Застосування апарату систем штучного інтелекту для керування виробництвом один із потенційно перспективних напрямів розвитку. Проте, на сьогоднішній день і для застосування штучних нейроподібних мереж є свої невирішені питання. Зокрема, не розроблено систематизованої методики щодо застосування апарату штучних нейронних мереж для вирішення конкретних прикладних завдань, у тому числі і задачі підвищення ефективності технологічного процесу підприємств електротранспорту, не виявлено закономірності щодо вибору необхідної структури нейронної мережі та достатньої кількості нейроподібних елементів для конкретного виробничого завдання, немає відповідей на запитання забезпечення стійкості систем побудованих на нейромережевих технологіях тощо.

Аналіз останніх досліджень і публікацій

Системи, які спрямовані на пом'якшення негативного впливу інформаційного перевантаження шляхом фільтрації та надання користувачам найбільш привабливих та релевантних елементів (таких як відео з дисплея тепловізора при визначенні теплового стану електродвигуна на нафтогазових бурових вишках) набувають масштабного використання у технологічних процесах, що в свою чергу дає змогу вирішити проблему роботи з великим інформаційними даними [1]. Запропоновано різні методи побудови систем рекомендацій за останні десять років з різних систем [2], наприклад, спільна фільтрація [3] та методами мережі [4, 7, 9, 11]. Серед них, матрична факторизація на основі співпраці фільтрування (СФ) є домінуючим методом завдяки його успішному застосуванню в системах

[5–6]. У традиційних методах СФ використовується лише матриця зворотного зв'язку, яка містить явні (наприклад, оцінки) або неявні зворотні зв'язки для навчання та прогнозування ресурсу електродвигуна. Як правило, матриця зворотного зв'язку є рідкою, а це означає, що більшість користувачів стикаються з кількома елементами. Виходячи з цього був представлений в Proc. BigData Congress метод імовірнісної матричної факторизації [10]. Проте цей метод було суттєво розширено, використовуючи нову модель глибокої нейронної мережі з додаванням нових експериментальних вкладень у порівнянні з публікацією на конференції.

Багато дослідників запропонували використовувати змістовну інформацію для пом'якшення проблеми роздільної здатності даних [12–13]. Зокрема, репрезентативні робочі праці полягають у вилученні семантичної інформації текстового змісту за допомогою тематичної моделі та моделі глибокої нейронної мережі [14–15].

Мета статті – дослідити можливість використання автоматичного керування технологічним процесом з використанням нейронних мереж для визначення параметрів виробничого процесу.

Виклад основного матеріалу

У матричній факторизації користувачі та елементи обидва представлені як латентні вектори в загальному латентному k -вимірному просторі, \mathbb{R}^k , де користувач i представлений як латентний вектор $u_i \in \mathbb{R}^k$ і предмет j представлений як латентний вектор $v_j \in \mathbb{R}^k$. Прогноз, чи є користувач i буде подобатися предмету j дається внутрішнім твором між їх латентними уявленнями, $\hat{r}_{ij} = u_i^T v_j$. Для того, щоб використовувати факторизацію та-тріх для спільної фільтрації, приховані представлення користувачів та предметів потрібно вивчити, надаючи оцінену матрицю. Загальний підхід полягає в тому, щоб звести до мінімуму нормалізовану втрату квадратів помилок щодо коефіцієнтів користувача= $(u_i)_{i=1}^I$ and item factors $V = (v_j)_{j=1}^J$.

$$\min_{U, V} \sum_{i,j} (r_{ij} - u_i^T v_j)^2 + \lambda_u \sum_i \|u_i\|^2 + \lambda_v \sum_j \|v_j\|^2 \quad (1)$$

де λ_u і λ_v є параметрами регуляризації. $r_{ij} > 0$ якщо користувач i номінальна позиція j , і $r_{ij} = 0$ інакше матрична факторизація може бути узагальнена як імовірнісна модель шляхом розміщення нульового середнього сферичного гаусового попереднього на латентні фактори користувачів і предметів [1–5], який може бути далі описаний як наступний генеративний процес. Для кожного користувача i намалювати векторний латентний користувач

$u_i \sim N(0, \lambda_u^{-1} E_k)$. Для кожної позиції j зобразити елемент латентного вектор $v_j \sim N(0, \lambda_v^{-1} E_k)$. Для кожної пари користувача-елемента (i, j) , набрати данні $r_{ij} \sim N(u_i^T v_j, c_{ij}^{-1})$, де c_{ij} служить параметром надійності для r_{ij} (Hu et al., 2008). Якщо c_{ij} є забагато, r_{ij} вірне рівняння. Загалом, $c_{ij} = a$ if $r_{ij} > 0$ і $c_{ij} = b$ if $r_{ij} = 0$, а та b є налаштування параметрів satisfying $ab \geq 0$. Таким чином, імовірнісна матрична факторизація (PMF) може мати справу з незаперечними рейтингами. PMF можна легко розширити, щоб включити упередження для різних користувачів, елементів і контекстів, щоб отримати більш надійні моделі латентних факторів [6–12].

Традиційні періодичні нейронні мережі, що виникають із проблеми довготривалої залежності в моделюванні – послідовні. Gated RNN (GRNN) вводять рекурентні одиниці (наприклад LSTM і GRU), щоб полегшити кожну одиницю для запам'ятовування наявності певної функції у потоці введення для довгої серії кроків, а також для автоматичного закриття контекстних шляхів, які обходять декілька тимчасових кроків для уникнення зникаючих градієнтів [13–15]. Тут ми приймаємо замкнуту рекурентну одиницю (GRU).

Формально, враховуючи послідовність S , оновлення повторюваного прихованого стану в GRU-RNN узагальнюється, як показано нижче [3–9]. Для кожного j -го підрозділу GRU активації h^j як шаг $t \in$:

$$h_t^j = (1 - z_t^j) h_{t-1}^j + z_t^j \tilde{h}_t^j, \quad (2)$$

де z_t^j є воротами оновлення і обчислено за:

$$z_t^j = \delta(W_z s_t + M_z h_{t-1}^j), \quad (3)$$

де функція δ може брати *sigmoid* або *tanh*. Активація параметра h_t^j обчислюється шляхом:

$$h_t^j = \tanh(W s_t + M(d_t \circ h_{t-1}^j)), \quad (4)$$

де d_t є собою набір перезавантажувальних воріт і означає елементний помножувач. Ворота скидання d_t^j обчислюється як:

$$d_t^j = \delta(W_d s_t + M_d h_{t-1}^j) \quad (5)$$

З огляду на набір навчальних програм, ми хочемо визначити оцінку Maximum a posteriori (MAP) U, V, W^* , тому ми можемо використовувати U та V для прогнозування відсутніх записів у R та використовувати прогнози для надання рекомендацій. Для вивчення параметрів DRMF ми розробляємо алгоритм EM-стилю, подібний до [15]. Максимізація заднього рівня еквівалентна максимізації

повної логарифмічної вірогідності формули 5, тому можна вивести цільову функцію наступним чином:

$$L(U, V, W_1, W_2) = -\sum_i \sum_j \frac{c_{ij}}{2} (r_{ij} - u_i^T r_{ij} v_j)^2 - \frac{\lambda_u}{2} \sum_i (u_i - \varphi_i)^T (u_i - \varphi_i) - \frac{\lambda_v}{2} \sum_j (v_j - \theta_j)^T (v_j - \theta_j) - \frac{\lambda_u}{2} (\sum_k W_1^k + \sum_k W_2^k). \quad (6)$$

Спочатку виправляємо значення θ та φ (а саме, виправити параметри W_1, W_2 в перетворенні $dnn(W_1, X), dnn(W_2, Y)$) вирішити та V . Для u_i, v_j , максимізація виконується аналогічно матричній факторизації (Hu et al., 2008). Взяття градієнта L з відношенням до u_i, v_j і встановлення його до нуля допомагає знайти u_i, v_j . Вирішення відповідних рівнянь приведе до оновлення правил наступним чином:

$$u_i \leftarrow (VC_i V^T + \lambda_u E_k)^{-1} (VC_i R_i + \lambda_u \varphi_i) v_i \\ \leftarrow (UC_j U^T + \lambda_v E_k)^{-1} (UC_j R_j + \lambda_v \theta_j) \quad (7)$$

де C_i є діагональна матриця з c_{ij} як діагональний елемент з $R_i = (r_{ij})_{j=1}^J$ для використання i .

Для предметів j, C_j and R_j визначено аналогічно. c_{ij} є показником надійності роботи r_{ij} . Ми використовуємо таку ж стратегію, як зазначено в [15] to set $c_{ij}: c_{ij} = a$ if $r_{ij} > 0$ та $c_{ij} = b$ if $r_{ij} = 0$. Комбінація a та b є різницею для завдань прогнозування надійності та рекомендацій провідних.

Для малих наборів даних фіксація значень векторних слів у модулях DNN також забезпечує кращу точність прогнозів w.r.t DRMF.

Висновки

В статті дослідили можливість використання автоматичного керування технологічним процесом з використанням нейронних мереж для визначення параметрів виробничого процесу.

Останні дослідження виявили, що точність рекомендацій зменшується в довгостроковій перспективі, якщо всі користувачі повністю покладаються на рекомендації щодо вибору елементів. Оскільки цей процес, як правило, робить деякі елементи системи більш надійними.

Ми використовуємо лише глибинну нейронну мережу для дослідження можливості використання автоматичного керування технологічним процесом з використанням штучного інтелекту для визначення параметрів виробничого процесу.

Література

1. Blei D.M. Latent dirichlet allocation / Blei D.M., Ng A.Y., Jordan M.I. // *Journal of Machine Learning Research*, 2003. – Vol. 3. – Pp. 993–1022.

2. Bobadilla J. Recommender systems survey / Bobadilla J., Ortega F., Hernando A., Gutierrez A. // *Knowledge-Based Systems*. – 2013. – Vol. 46. – Pp. 109–132. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.knsys.2013.03.012>
3. Cao D. Cross-platform app recommendation by jointly modeling ratings and texts / Cao D., He X., Nie L., Wei X., Hu X., Wu S., Chua T. // *ACM Trans. Information Systems*. – 2017. – Vol. 35. – Pp. 1–37. DOI: <https://doi.org/10.1145/3017429>
4. Gao J. Evaluating user reputation in online rating systems via an iterative group-based ranking method / Gao J., Zhou T. // *Physica: Statistical Mechanics Its Applications*. – 2017. – Vol. 473. – Pp. 546–560. DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.1509.00594>
5. He R. Ups and downs: Modeling the visual evolution of fashion trends with one-class collaborative filtering / He R., McAuley J. // *25th International Conference on World Wide Web (WWW'16)*. – 2016. – Pp. 507–517. DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.1602.01585>
6. Johnson R. Effective use of word order for text categorization with convolutional neural networks / Johnson R., Zhang T. // *34th Annual Conference of IEEE Industrial Electronics*. – 2014. – Pp. 268–273. DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.1412.1058>
7. Koren Y. Matrix factorization techniques for recommender systems / Koren Y., Bell R., Volinsky C. // *Compute*. – 2009. – Vol. 42. – Pp. 30–37.
8. Lu L. Link prediction in complex networks / Lu L., Zhou T. // *Physica: Statistical Mechanics and Its Applications*. – 2011. – Vol. 390. – Pp. 1150–1170. DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.1010.0725>
9. Mikolov T. Distributed representations of words and phrases and their compositionality / Mikolov T., Sutskever I., Chen K., Corrado G.S., Dean J. // *The 27th Annual Conference on Neural Information Processing Systems (NIPS'13)*. – 2013. – Pp. 3111–3119. DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.1310.4546>
10. Salakhutdinov R. Probabilistic matrix factorization / Salakhutdinov R., Mnih A. // *Proceedings of the Twenty-First Annual Conference on Neural Information Processing Systems (NIPS'07)*. – 2007. – Pp. 1257–1264.
11. Tang D. Document modeling with gated re-current neural network for sentiment classification / Tang D., Qin B., Liu T. // *Proceedings of the 25 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing (EMNLP'15)*. – 2015. – Pp. 1422–1432. DOI: <http://dx.doi.org/10.18653/v1/D15-1167>
12. Wang C. Collaborative topic modeling for recommending scientific articles / Wang C., Blei D.M. // *Proceedings of the 17th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining (KDD'11)*. – 2011. – Pp. 448–456. DOI: <https://doi.org/10.1145/2020408.2020480>
13. Zhang F. Collaborative knowledge base embedding for recommender systems / Zhang F., Yuan N.J., Lian D., Xie X., Ma W.-Y. // *Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining (KDD'16)*. – 2016. – Pp. 353–362. DOI: <https://doi.org/10.1145/2939672.2939673>
14. Zhao D.-D. Long-term effects of recommendation on the evolution of online systems / Zhao D.-D., Zeng A., Shang M.-S., Gao J. // *Chinese Physics Letters*. – 2013. – Vol. 30. – Pp. 888–901.
15. Zhou T. Solving the apparent diversity-accuracy dilemma of recommender systems / Zhou T., Kuscsik Z., Liu J.-G.,

Medo M., Wakeling J.R., Zhang Y.-C. // *The Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America (PNAS)*. – 2010. – Vol. 107. – Pp. 4511–4515. DOI: <https://doi.org/10.1073/pnas.1000488107>

References

1. Blei, D.M., Ng, A.Y., & Jordan, M.I. (2003). Latent dirichlet allocation. *Journal of Machine Learning Research*, 3, 993–1022.
2. Bobadilla, J., Ortega, F., Hernando, A., Gutierrez, A. (2013). Recommender systems survey. *Knowledge-Based Systems*, 46, 109–132. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.knosys.2013.03.012>
3. Cao, D., He, X., Nie, L., Wei, X., Hu, X., Wu, S., Chua, T. (2017). Cross-platform app recommendation by jointly modeling ratings and texts. *ACM Trans. Information Systems*, 35, 1–37. DOI: <https://doi.org/10.1145/3017429>
4. Gao, J., Zhou, T. (2017). Evaluating user reputation in online rating systems via an iterative group-based ranking method. *Physica: Statistical Mechanics Its Applications*, 473, 546–560. DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.1509.00594>
5. He, R., McAuley, J. (2016). Ups and downs: Modeling the visual evolution of fashion trends with one-class collaborative filtering. *25th International Conference on World Wide Web (WWW'16)*, 507–517. DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.1602.01585>
6. Johnson, R., Zhang, T. (2014). Effective use of word order for text categorization with convolutional neural networks. *34th Annual Conference of IEEE Industrial Electronics*, 268–273. DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.1412.1058>
7. Koren, Y., Bell, R., Volinsky, C. (2009). Matrix factorization techniques for recommender systems. *Compute*, 42, 30–37.
8. Lu, L., Zhou, T. (2011). Link prediction in complex networks. *Physica: Statistical Mechanics and Its Applications*, 390, 1150–1170. DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.1010.0725>
9. Mikolov, T., Sutskever, I., Chen, K., Corrado, G.S., Dean, J. (2013). Distributed representations of words and phrases and their compositionality. *The 27th Annual Conference on Neural Information Processing Systems (NIPS'13)*, 3111–3119. DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.1310.4546>
10. Salakhutdinov, R., Mnih, A. (2007). Probabilistic matrix factorization. *Proceedings of the Twenty-First Annual Conference on Neural Information Processing Systems (NIPS'07)*, 1257–1264.
11. Tang, D., Qin, B., Liu, T. (2015). Document modeling with gated re-current neural network for sentiment classification. *Proceedings of the 25 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing (EMNLP'15)*, 1422–1432. DOI: <http://dx.doi.org/10.18653/v1/D15-1167>
12. Wang, C., Blei, D.M. (2011). Collaborative topic modeling for recommending scientific articles. *Proceedings of the 17th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining (KDD'11)*, 448–456. DOI: <https://doi.org/10.1145/2020408.2020480>
13. Zhang, F., Yuan, N. J., Lian, D., Xie, X., Ma, W.-Y. (2016). Collaborative knowledge base embedding for recommender systems. *Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining (KDD'16)*, 353–362. DOI: <https://doi.org/10.1145/2939672.2939673>
14. Zhao, D.-D., Zeng, A., Shang, M.-S., Gao, J. (2013). Long-term effects of recommendation on the evolution of online systems. *Chinese Physics Letters*, 30, 888–901.
15. Zhou, T., Kuscsik, Z., Liu, J.-G., Medo, M., Wakeling, J. R., Zhang, Y.-C. (2010). Solving the apparent diversity-accuracy dilemma of recommender systems. *The Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America (PNAS)*, 107, 4511–4515. DOI: <https://doi.org/10.1073/pnas.1000488107>

Рецензент: д-р техн. наук, професор В.Ф. Харченко, Харківський національний університет міського господарства імені О.М. Бекетова, Україна.

Автор: ВОРОНОВ Роман Володимирович
кандидат технічних наук, старший викладач
кафедри електричного транспорту
Харківський національний університет міського
господарства імені О.М. Бекетова
E-mail – voronovroman19@gmail.com
ID ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-4363-4022>

Автор: ДОНЕЦЬ Олександр Вадимович
кандидат технічних наук, доцент кафедри
електричного транспорту
Харківський національний університет міського
господарства імені О.М. Бекетова
E-mail – aleksvadds@gmail.com

AUTOMATIC CONTROL OF THE TECHNOLOGICAL PROCESS USING NEURAL NETWORKS TO DETERMINE THE PARAMETERS OF THE PRODUCTION PROCESS

R. Voronov, O. Donets

O.M. Beketov National University of Urban Economy in Kharkiv, Ukraine

In multifactorial systems using textual and graphical information in matrix factorization to facilitate the problem of separate data processing. Recently, in some studies, the study of neural networks to understand the content of text and graphic elements more deeply and to achieve efficacy by creating more accurate patterns of recognition of elements. However, the open question remains about how to effectively use graphic data from the thermal imager in matrix factorization. In this paper, we proposed a double-regularized matrix factorization with deep neural networks (DRMF) to solve this problem. DRMF applies a multilayered neural network model by stacking a convolutional neural network and a secured repetitive neural network to create independent distributed views of user content and objects. Then representations serve to regularize the generation of hidden models for both

users and for elements of matrix factorization. So the proposed new model of the neural network works better than a model with a single convergent neural network.

In this paper, we propose double - regularized matrix factorization with deep neural networks (DRMF) to solve this problem. DRMF uses a multi-layered neural network model by enclosing a convoluted neural network and a secure repeating neural network to create independent distributed representations of user content and objects. Then the representations are used to regularize the generation of hidden models for both users and elements of matrix factorization. Thus, the proposed new neural network model works better than the model with a single converging neural network.

In traditional SF methods, only a feedback matrix is used, which contains explicit (eg, estimates) or implicit feedback to train and predict the life of the motor. As a rule, the feedback matrix is liquid, which means that most users encounter several elements. Based on this was presented in Proc. BigData Congress. However, this view has been significantly expanded using a new deep neural network model and adding new experimental attachments compared to the conference publication.

Keywords: automatic control, oil and gas industry, technological process, computer networks, deep neural networks.