

Reformulasi Metode Holt Dalam Kerangka *System Dynamics* Untuk Peramalan Adaptif

Petrus Setya Murdapa^{1*}, Theresia Liris Windyaningrum², Chatarina Dian Indrawati³

^{1,2,3}Program Studi Rekayasa Industri FT, Universitas Katolik Widya Mandala Surabaya

Email Correspondent * : petrus.setya@ukwms.ac.id

Abstract

Holt's method is one of the exponential smoothing approaches widely used for forecasting time series with trends. However, its classical formulation treats the smoothing parameters as exogenous constants that do not respond to the model's forecasting performance. This study proposes a reformulation of Holt's method within a system dynamics (SD) framework, in which the level, trend, and smoothing parameters are represented as level variables that interact through error-based feedback mechanisms. Two numerical simulation cases are employed to compare the dynamic behavior of the conventional Holt method and the SD-based Holt formulation. The results indicate that, although both approaches share an equivalent underlying mathematical structure, the presence of adaptive feedback in the SD Holt model leads to structurally different dynamic responses, particularly under volatile data conditions. From a production systems engineering perspective, the SD Holt formulation enables a forecasting mechanism that can be integrated with capacity and inventory control, making it more suitable for analysis as part of a dynamic production planning and control system. The main contribution of this study lies in extending Holt's method from a recursive statistical algorithm into an explicitly structured adaptive dynamic system.

Keywords: Adaptive forecasting, Exponential smoothing, Feedback systems, Holt method, System dynamics

Abstrak

Metode Holt merupakan salah satu pendekatan pemulusan eksponensial yang luas digunakan untuk peramalan deret waktu bertendensi. Namun, formulasi klasiknya memperlakukan parameter pemulusan sebagai konstanta eksogen yang tidak bereaksi terhadap performa model. Penelitian ini mengusulkan reformulasi metode Holt dalam kerangka system dynamics (SD), dengan merepresentasikan komponen level, tren, serta parameter pemulusan sebagai variabel level yang saling berinteraksi melalui mekanisme umpan balik berbasis kesalahan peramalan. Dua kasus simulasi numerik digunakan untuk membandingkan perilaku dinamis Holt konvensional dan SD Holt. Hasil simulasi menunjukkan bahwa meskipun kedua pendekatan memiliki struktur matematis dasar yang ekuivalen, keberadaan umpan balik adaptif pada SD Holt menghasilkan respons dinamis yang berbeda secara struktural, terutama pada kondisi data yang volatil. Dalam konteks rekayasa sistem produksi, formulasi SD Holt memungkinkan mekanisme peramalan yang terintegrasi dengan pengendalian kapasitas dan persediaan, sehingga lebih sesuai untuk dianalisis sebagai bagian dari sistem perencanaan dan pengendalian produksi yang bersifat dinamis. Kontribusi utama penelitian ini adalah perluasan metode Holt dari algoritma statistik rekursif menjadi model sistem dinamis adaptif yang eksplisit secara struktural.

Kata Kunci: Metode Holt, System dynamics, Peramalan adaptif, Pemulusan eksponensial, Sistem umpan balik

PENDAHULUAN

Peramalan merupakan proses penting dalam berbagai aktivitas perencanaan dan pengambilan keputusan, khususnya pada sistem produksi dan manufaktur yang beroperasi di bawah ketidakpastian permintaan. Metode peramalan deret waktu

yang sederhana dan mudah diimplementasikan, seperti *exponential smoothing*, masih banyak digunakan dalam praktik industri karena efisiensi komputasi dan kemudahan interpretasinya (Holt, 2004; Hyndman & Athanasopoulos, 2018; Fatima & Rahimi, 2024; Feng et al., 2022).

Metode Holt secara khusus dirancang untuk menangkap pola data yang mengandung tren melalui dua komponen utama, yaitu level dan tren. Meskipun terbukti efektif dalam berbagai aplikasi, metode ini memiliki keterbatasan konseptual yang mendasar, yaitu asumsi bahwa parameter pemulusan bersifat konstan sepanjang waktu (Hyndman et al., 2002). Dalam konteks data yang berfluktuasi tinggi atau mengalami perubahan struktural, asumsi ini dapat menyebabkan respons peramalan yang tidak adaptif, baik berupa keterlambatan dalam merespons perubahan maupun reaksi yang berlebihan terhadap gangguan sementara.

Di sisi lain, *system dynamics* (SD) telah lama dikembangkan sebagai pendekatan pemodelan sistem kompleks yang menekankan peran struktur umpan balik, keterlambatan waktu, dan mekanisme adaptasi endogen dalam menentukan perilaku sistem (Coyle, 1996; Morecroft, 1982; Sterman, 2000). Sejumlah penelitian menunjukkan bahwa SD sangat sesuai untuk merepresentasikan proses peramalan sebagai sistem pembelajaran yang secara berkelanjutan menyesuaikan perilakunya berdasarkan kinerja masa lalu, alih-alih sebagai prosedur estimasi statis (Sharif & Kabir, 1976; Saraji & Sharifabadi, 2017; Feng et al., 2022).

Namun demikian, sebagian besar studi terdahulu masih memandang integrasi antara metode peramalan statistik dan *system dynamics* sebagai upaya penyesuaian parameter atau implementasi ulang algoritma dalam lingkungan simulasi. Penelitian ini mengambil posisi yang berbeda dengan mengusulkan perubahan paradigma pemodelan, yaitu memformulasikan metode

Holt bukan lagi sebagai algoritma statistik rekursif dengan parameter eksogen, melainkan sebagai sistem dinamis adaptif yang strukturnya ditentukan secara eksplisit oleh mekanisme umpan balik berbasis kesalahan peramalan. Kebaruan utama penelitian ini terletak pada reformulasi konseptual tersebut, yang menempatkan parameter pemulusan sebagai variabel endogen yang berevolusi secara dinamis, bukan sekadar objek kalibrasi numerik.

Berdasarkan latar belakang tersebut, tujuan penelitian ini adalah: 1) Mereformulasikan metode Holt ke dalam kerangka *system dynamics* dengan merepresentasikan level, tren, dan parameter pemulusan sebagai variabel level yang saling berinteraksi melalui umpan balik kesalahan peramalan, 2) Menganalisis perbedaan perilaku dinamis antara metode Holt konvensional dan formulasi SD Holt melalui simulasi numerik, khususnya pada kondisi data yang volatil, 3) Menunjukkan implikasi konseptual dan rekayasa dari formulasi SD Holt sebagai bagian dari sistem perencanaan dan pengendalian produksi yang bersifat dinamis dan adaptif.

METODE

Metode Holt dirumuskan melalui sistem persamaan rekursif berikut (Holt, 2004):

$$L_t = \alpha y_t + (1 - \alpha)(L_{t-1} + T_{t-1})$$

$$T_t = \beta(L_t - L_{t-1}) + (1 - \beta)T_{t-1}$$

$$F_{t+1} = L_t + T_t$$

Dalam formulasi ini, y_t menyatakan nilai observasi aktual pada periode waktu ke- t , L_t merupakan estimasi level pada periode ke- t , T_t adalah estimasi komponen tren pada periode ke- t , dan F_{t+1} menyatakan nilai peramalan satu periode ke depan ($t + 1$).

Parameter $\alpha \in (0,1)$ dan $\beta \in (0,1)$ masing-masing merepresentasikan parameter pemulusan untuk level dan tren, yang dalam metode Holt konvensional diperlakukan sebagai konstanta eksogen yang tidak berubah sepanjang horizon peramalan.

Dari sudut pandang dinamika sistem, asumsi parameter pemulusan yang konstan ini membatasi kemampuan struktural metode Holt untuk merepresentasikan mekanisme adaptasi endogen dan pembelajaran berbasis umpan balik, sehingga respons peramalan sepenuhnya ditentukan oleh struktur rekursif tetap tanpa penyesuaian terhadap kinerja historis model.

Reformulasi Holt dalam Kerangka System Dynamics

Reformulasi metode Holt dalam penelitian ini dikembangkan dan disimulasikan menggunakan perangkat lunak *system dynamics*: Vensim[®] PLE (*Personal Learning Edition*), dengan merepresentasikan komponen level dan tren sebagai variabel level (*stocks*) yang berubah melalui variabel aliran (*flows*). Dalam kerangka ini, dinamika sistem dinyatakan sebagai:

$$L = \int \text{Level_adjustment } dt$$

$$T = \int \text{Trend_adjustment } dt$$

di mana L menyatakan estimasi level dan T menyatakan estimasi tren pada formulasi Holt.

Dua variabel aliran (*flows*) dalam hal ini didefinisikan sebagai:

$$\text{Level_adjustment} = \alpha (y - F)$$

$$\text{Trend_adjustment}$$

$$= \beta (\text{Level_adjustment} - T)$$

dengan y menyatakan data aktual dan $F = L + T$ merupakan nilai peramalan. Parameter α dan β diperlakukan sebagai konstanta dalam formulasi ini untuk menjaga

stabilitas struktur dasar model dan memastikan perilaku sistem tetap konvergen pada kondisi data stasioner atau bertendensi linier.

Struktur model ini membentuk dua *balancing loops* utama. *Balancing loop* pertama (B1) merepresentasikan mekanisme koreksi kesalahan peramalan terhadap level, di mana selisih antara data aktual dan hasil peramalan mendorong penyesuaian level secara proporsional. *Balancing loop* kedua (B2) mengatur penyesuaian tren berdasarkan perbedaan antara laju perubahan level dan estimasi tren saat ini. Pemisahan kedua mekanisme ini mencerminkan asumsi struktural metode Holt bahwa koreksi level dan koreksi tren merupakan dua proses penyeimbang yang berbeda namun saling terkait, sehingga memerlukan dua loop penyeimbang yang terpisah untuk merepresentasikan dinamika sistem secara eksplisit.

Dengan struktur tersebut, peramalan tidak lagi dipandang sebagai hasil dari persamaan rekursif semata, melainkan sebagai proses koreksi berkelanjutan berbasis umpan balik, di mana stabilitas dan respons sistem ditentukan oleh interaksi antara dua mekanisme penyeimbang tersebut.

Pengukuran Kesalahan dan MAD

Kesalahan peramalan didefinisikan sebagai selisih antara data aktual dan nilai peramalan:

$$\text{Forecast Error} = y - F$$

Dalam pendekatan statistik konvensional, *Mean Absolute Deviation* (MAD) umumnya dihitung sebagai ukuran statik, yaitu rata-rata absolut kesalahan pada suatu jendela data tertentu atau pada seluruh sampel historis. Sebaliknya, dalam kerangka *system dynamics*, MAD diperlakukan sebagai

besaran dinamis yang berevolusi dari waktu ke waktu dan merepresentasikan persepsi sistem terhadap tingkat kesalahan peramalan saat ini.

Untuk tujuan tersebut, MAD dirumuskan menggunakan fungsi pemulusan (*smoothing*) sebagaimana diimplementasikan dalam bahasa Vensim:

$$MAD = SMOOTH(Abs(Forecast Error), Error Memory)$$

Formulasi ini menyatakan bahwa MAD tidak dihitung sebagai statistik ringkasan statik, melainkan sebagai nilai kesalahan rata-rata yang diperhalus secara dinamis melalui mekanisme umpan balik. Parameter *error memory* merepresentasikan horizon waktu ingatan sistem terhadap kesalahan masa lalu. Nilai *error memory* yang besar menghasilkan MAD yang lebih halus dan lambat merespons perubahan, sehingga meningkatkan stabilitas namun mengurangi sensitivitas terhadap perubahan pola data. Sebaliknya, nilai *error memory* yang kecil membuat MAD lebih responsif terhadap kesalahan terbaru, tetapi berpotensi memperbesar reaksi terhadap fluktuasi acak jangka pendek. Dengan demikian, parameter ini berperan penting dalam menyeimbangkan stabilitas dan responsivitas sistem peramalan (Sterman, 2000; Coyle, 1996).

Adaptasi Parameter Pemulusan

Berbeda dari metode Holt konvensional, parameter pemulusan α dan β dalam penelitian ini dimodelkan sebagai variabel level (*stocks*) yang berevolusi secara dinamis. Untuk menjamin stabilitas dan konsistensi interpretasi, kedua parameter tersebut secara eksplisit dibatasi pada rentang (0,1), sesuai dengan makna parameter pemulusan dalam *exponential*

smoothing. Dinamika adaptasi parameter dirumuskan sebagai:

$$\alpha = \int \frac{\alpha^* - \alpha}{alpha_adjust_time} dt$$
$$\beta = \int \frac{\beta^* - \beta}{beta_adjust_time} dt$$

Dalam persamaan tersebut, α^* dan β^* merupakan nilai target parameter yang ditentukan secara endogen oleh tingkat kesalahan peramalan yang direpresentasikan oleh MAD:

$$\alpha^* = \alpha_{min} + \frac{(\alpha_{max} - \alpha_{min}) MAD}{MAD + Error_scale}$$
$$\beta^* = \beta_{min} + \frac{(\beta_{max} - \beta_{min}) MAD}{MAD + Error_scale}$$

dengan α_{min} , α_{max} , β_{min} , dan β_{max} mendefinisikan batas bawah dan atas parameter yang diperbolehkan.

Mekanisme pembatasan ini memastikan bahwa adaptasi parameter berlangsung secara halus, terbatas, dan stabil, serta mencegah nilai α dan β melampaui rentang yang bermakna secara konseptual. Tanpa mekanisme pembatasan tersebut, peningkatan MAD yang besar dapat mendorong nilai parameter pemulusan ke luar rentang (0,1), yang berpotensi menghasilkan respons peramalan yang tidak stabil, osilatif, atau secara struktural tidak konsisten dengan asumsi dasar metode Holt. Oleh karena itu, fungsi pembatas ini tidak sekadar bersifat numerik, melainkan merupakan bagian integral dari struktur umpan balik yang menjaga stabilitas perilaku sistem (Sterman, 2000; Coyle, 1996).

HASIL DAN PEMBAHASAN

Gambar 1 memperlihatkan bahwa model SD Holt tersusun atas dua *balancing feedback loops* utama yang mengendalikan dinamika peramalan.

Loop pertama (B1: *Level Correction Loop*) mengendalikan koreksi level melalui hubungan kausal berikut: *Forecast* → *Forecast Error* → *MAD* → *Level Adjustment* → *Level (L)* → *Forecast* → *Forecast Error*. Selisih antara data aktual dan peramalan menghasilkan *forecast error* yang, melalui parameter pemulusan α , menentukan besarnya *Level Adjustment*. Peningkatan *Level Adjustment* memperbarui nilai level *L*, yang selanjutnya mengubah nilai peramalan $F = L + T$. Perubahan peramalan ini mengurangi kesalahan pada periode berikutnya, sehingga membentuk *balancing loop* yang bersifat *goal-seeking*.

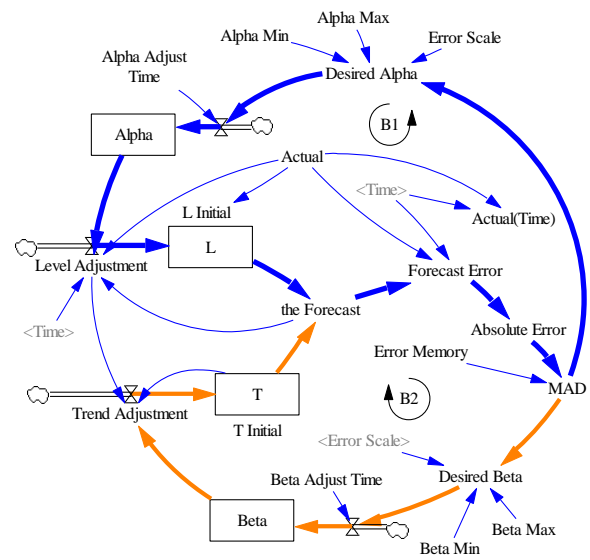
Loop kedua (B2: *Trend Adaptation Loop*) mengatur penyesuaian tren melalui hubungan kausal: *Trend Adjustment* → *Trend (T)* → *Forecast* → *Forecast Error* → *MAD* → *Trend Adjustment*. Perubahan level yang dihasilkan oleh kesalahan peramalan menciptakan sinyal untuk *Trend Adjustment* yang dimediasi oleh parameter β . Mekanisme ini memungkinkan sistem menyesuaikan kemiringan peramalan secara bertahap, sehingga kesalahan sistematis akibat perubahan pola jangka menengah dapat dikurangi.

Kedua *balancing loops* tersebut dihubungkan oleh mekanisme adaptasi parameter berbasis MAD, yang mengatur sensitivitas α dan β secara endogen. Struktur ini berperan penting dalam meredam potensi *overreaction* terhadap fluktuasi acak, karena peningkatan kesalahan tidak langsung diterjemahkan menjadi respons agresif, melainkan terlebih dahulu difilter melalui MAD dan dibatasi oleh mekanisme saturasi parameter. Dengan demikian, struktur pada Gambar 1 tidak hanya merepresentasikan koreksi kesalahan, tetapi juga pembelajaran

sistem terhadap performanya sendiri, sesuai dengan prinsip *goal-seeking behavior* dalam *system dynamics* (Sterman, 2000)..

Kasus 1: Dinamika Moderat

Simulasi perhitungan pada model Holt konvensional dan model Holt berbasis *system dynamics* (SD – Holt) dilakukan pada dua kasus dengan karakteristik data yang berbeda. Analisis tidak hanya difokuskan pada perbandingan numerik hasil peramalan, tetapi juga pada interpretasi perilaku model sebagai sistem dinamis yang mengandung mekanisme umpan balik penyeimbang dan pembelajaran endogen.



Gambar 1. Stock and flow diagram untuk metode SD-Holt

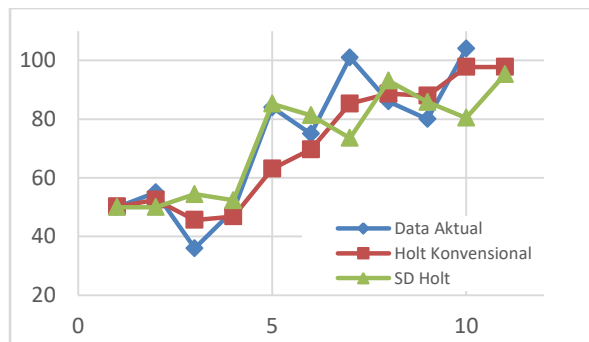
Tabel 1 dan Gambar 2 menunjukkan bahwa Holt konvensional menghasilkan lintasan peramalan yang relatif halus namun tertinggal saat terjadi lonjakan permintaan. Sebaliknya, SD Holt merespons lonjakan secara lebih agresif akibat peningkatan nilai α dan β yang dipicu oleh kenaikan MAD. Namun, respons ini tidak berkembang menjadi *overreaction* yang tidak stabil, karena mekanisme MAD dinamis dan pembatasan nilai parameter memastikan bahwa peningkatan sensitivitas bersifat

sementara dan menurun kembali seiring berkurangnya kesalahan.

Tabel 1. Hasil *forecast* pada kasus 1

Period	Data aktual	Holt Forecast ($\alpha=0,4; \beta=0,1$)	SD Holt Forecast
1	50	50,2	50
2	55	52,5	50
3	36	45,6	54,4
4	49	46,8	52,3
5	84	63,1	85,2
6	75	69,7	81,3
7	101	85,3	73,6
8	86	88,7	93,1
9	80	88,0	85,8
10	104	97,8	80,4
11		97,8	95,3

Perbedaan ini mencerminkan konsekuensi struktural dari keberadaan umpan balik adaptif, bukan sekadar perbedaan nilai parameter tetap.



Gambar 2. Data aktual vs hasil *forecast* untuk kasus 1

Kasus 2: Volatilitas Tinggi

Pada Kasus 2 (lihat Tabel 2 dan Gambar 3), perbedaan perilaku menjadi lebih jelas. Holt konvensional menunjukkan keterlambatan respons yang signifikan terhadap perubahan ekstrem, sedangkan SD Holt bertindak sebagai sistem pembelajaran yang menyesuaikan sensitivitasnya secara endogen. Dalam kondisi volatilitas tinggi, mekanisme adaptasi parameter memungkinkan SD Holt merespons perubahan secara cepat tanpa menghasilkan

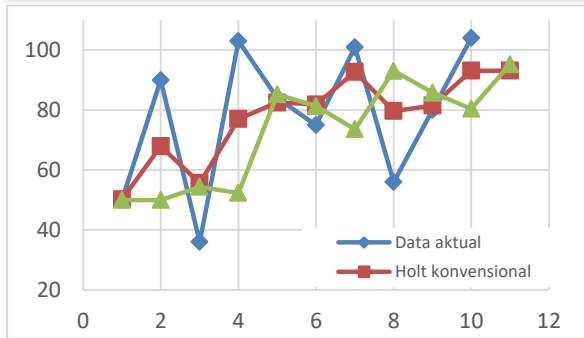
osilasi berlebihan, karena respons tersebut kembali diredam ketika MAD menurun.

Tabel 2. Hasil *forecast* pada kasus 2

Period	Data aktual	Holt Forecast ($\alpha=0,4; \beta=0,1$)	SD Holt Forecast
1	50	50,2	50
2	90	67,9	50
3	36	55,7	54,4
4	103	77,0	52,3
5	84	82,5	85,2
6	75	81,9	81,3
7	101	92,7	73,6
8	56	79,7	93,1
9	80	81,5	85,8
10	104	93,1	80,4
11		93,1	95,2

Hasil ini menegaskan bahwa keunggulan SD Holt bersifat kontekstual dan bergantung pada karakter dinamika data. Dengan demikian, nilai tambah pendekatan ini terletak bukan pada klaim universal tentang akurasi yang lebih tinggi, melainkan pada kemampuannya merepresentasikan peramalan sebagai bagian dari sistem dinamis yang belajar dan beradaptasi terhadap lingkungan operasional yang berubah (Feng et al., 2022).

Sebagai alternatif, ukuran kesalahan berbasis persentase seperti *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) secara konseptual dapat digunakan dalam kerangka yang sama untuk merepresentasikan kesalahan relatif. Namun, dalam penelitian ini evaluasi difokuskan pada *Mean Absolute Deviation* (MAD) sebagai ukuran kesalahan absolut, karena MAD lebih sesuai untuk dianalisis sebagai variabel dinamis dalam mekanisme umpan balik dan menjadi fokus utama pembahasan perilaku sistem, bukan optimasi akurasi statik.



Gambar 3. Data aktual vs hasil *forecast* untuk kasus 2

Hasil simulasi menegaskan bahwa perbedaan utama antara Holt konvensional dan SD-Holt terletak pada perilaku sistem yang dihasilkan oleh struktur umpan baliknya, bukan semata pada nilai numerik ramalan. Struktur dua *balancing loops* koreksi level dan adaptasi tren, serta mekanisme *self-tuning* berbasis MAD memungkinkan respons yang adaptif namun tetap stabil, khususnya pada kondisi data yang mengalami perubahan tajam.

Kontribusi utama penelitian ini terletak pada penyediaan representasi struktural metode Holt yang eksplisit, dapat dianalisis secara kausal, dan konsisten secara perilaku. Pendekatan ini membuka peluang pemanfaatan peramalan sebagai komponen aktif dalam sistem perencanaan dan pengendalian industri yang dinamis. Penelitian selanjutnya dapat memperluas kerangka ini ke model musiman, memasukkan variabel eksogen sebagai instrumen kebijakan, serta menguji stabilitas struktur pada data industri yang lebih panjang dan volatil

KESIMPULAN

Penelitian ini menunjukkan bahwa metode *Holt exponential smoothing* dapat direformulasikan secara konsisten dalam kerangka *system dynamics* dengan merepresentasikan level, tren, dan parameter

pemulusan sebagai variabel endogen yang dikendalikan oleh loop umpan balik penyeimbang. Reformulasi ini menggeser *Holt* dari algoritma statistik statis menjadi sistem peramalan dinamis yang belajar dari kesalahan peramalan secara struktural.

DAFTAR PUSTAKA

- Coyle, R. G. (1996). *System dynamics modelling: A practical approach*. Chapman & Hall.
- Fatima, S. S. W., & Rahimi, A. (2024). A review of time-series forecasting algorithms for industrial manufacturing systems. *Machines*, 12(6), 380. <https://doi.org/10.3390/machines12060380>
- Feng, L., Wang, Q., Wang, J., & Lin, K.-Y. (2022). A review of technological forecasting from the perspective of complex systems. *Entropy*, 24(6), 787. <https://doi.org/10.3390/e24060787>
- Holt, C. C. (2004). Forecasting seasonals and trends by exponentially weighted moving averages. *International Journal of Forecasting*, 20(1), 5–10. <https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2003.09.015>
- Hyndman, R. J., & Athanasopoulos, G. (2018). *Forecasting: Principles and practice* (2nd ed.). OTexts.
- Morecroft, J. D. W. (1982). A critical review of diagramming tools for conceptualizing feedback system models. *Dynamica*, 8(1), 20–29.
- Saraji, M. K., & Sharifabadi, A. M. (2017). Application of system dynamics in forecasting: A systematic review. *International Journal of Management, Accounting and Economics*, 4(12), 1136–1152.
- Sharif, M. N., & Kabir, C. (1976). System dynamics modeling for forecasting multilevel technological substitution. *Technological Forecasting and Social Change*, 9(1–2), 89–112. [https://doi.org/10.1016/0040-1625\(76\)90009-2](https://doi.org/10.1016/0040-1625(76)90009-2)
- Sterman, J. D. (2000). *Business dynamics: Systems thinking and modeling for a complex world*. Irwin/McGraw-Hill.